



Turun yliopisto  
University of Turku

# **PK-YRITYSTEN LUOTTOLUOKITUSMAL- LIEN JA NIIDEN SISÄLTÄMIEN KVALITA- TIIVISTEN MUUTTUIJEN ARVIOIMINEN**

Laskentatoimen ja rahoituksen  
pro gradu -tutkielma

Laatija:  
Juhani Häyrinen

Ohjaajat:  
Prof. Mika Vaihekoski  
KTM Mika Hannula

11.04.2017  
Turku



Turun kauppakorkeakoulu • Turku School of Economics

Turun yliopiston laatujärjestelmän mukaisesti tämän julkaisun alkuperäisyys on tarkastettu Turnitin OriginalityCheck -järjestelmällä.

## SISÄLLYSLUETTELO

1	JOHDANTO.....	7
1.1	Tutkimuksen motivointi.....	7
1.2	Tutkimusongelma ja tutkimuksen rajaukset.....	8
1.3	Tutkimuksen rakenne.....	9
2	LUOTTOLUOKITUSMALLIEN KÄYTTÖ .....	10
2.1	Luottoluokitusten sitominen osaksi pankkiregulaatiota .....	10
2.2	Luottoluokitusten merkitys informaation välittäjänä.....	11
2.3	Sisäisten luottoluokitusmallien käyttö .....	13
2.3.1	Sisäisten mallien hyödyt .....	13
2.3.2	Sisäisten mallien hyödyntäminen organisaatiotasolla .....	14
2.3.3	Sisäisten mallien aikarakenne.....	16
3	PK-YRITYSTEN LUOTTOLUOKITUSMALLIEN ERITYISPIIRTEET .....	18
3.1	Pk-yritysten reittausprosessi.....	18
3.1.1	Pk-yritysten analysointi.....	18
3.1.2	Pk-yritysten luottoluokittelussa käytetyt informaation lähteet.....	19
3.1.3	Aikaisemmat tutkimustulokset .....	20
3.2	Finnveran luottoluokitusmalli pk-yrityksille.....	23
4	KVALITATIIVISTEN TEKIJÖIDEN MERKITYS YRITYKSEN TALOUELLISEEN SUORITUSKYKYYN .....	28
4.1	Kvalitatiivisten tekijöiden merkityksen tunnistaminen .....	28
4.2	Aikaisempien tutkimusten perusteella merkittävimmät osa-alueet .....	29
4.2.1	Johdon osaaminen ja henkilöstö .....	29
4.2.2	Toimiala .....	31
4.2.3	Omistusrakenne ja hallituksen koostumus .....	33
5	LUOTTOLUOKITUSMALLIN TILASTOLLINEN TESTAAMINEN .....	35
5.1	Aineisto .....	35
5.2	Aineiston testaaminen.....	42
5.2.1	Tutkimuksen aineiston rajoitteet .....	42
5.2.2	Riskiluokitusten stabiilius .....	43
5.2.3	Erottelukyky .....	44
5.2.4	Kalibrointikyky.....	47
5.2.5	Kvalitatiivisten riskiluokitusmuuttujien merkityksen arvioiminen .	50

6	TULOKSET .....	51
6.1	Riskiluokitusten stabiilius .....	51
6.1.1	Muutosmatriisit .....	51
6.1.2	Riskiluokkien sisäisten pistemäärien kehitys .....	58
6.2	Mallin erottelukyky .....	60
6.2.1	Yhden vuoden CAP-käyrät ja tarkkuusindeksit .....	60
6.2.2	Viiden vuoden CAP-käyrät ja tarkkuusindeksit .....	61
6.3	Mallin kalibrointikyky .....	63
6.4	Tulokset kvalitatiivisten muuttujien merkitsevyyden osalta .....	65
6.4.1	Tulokset mallin muuttujien osalta .....	65
6.4.2	Taustatestejä mallin tulosten luotettavuudelle .....	70
7	YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET .....	79
	LÄHTEET .....	82
	LIITE 1 CAP-KÄYRÄT .....	86

## KUVIOLUETTELO

Kuvio 1 Sisäisten luottoluokitusten käyttö organisaatiossa .....	14
Kuvio 2 Luottoluokitusten tarkkuutta ja stabiiliutta tasapainottava käyrä .....	17
Kuvio 3 Vuositason CAP-käyrät 2004–2014.....	60
Kuvio 4 Viiden vuoden CAP-käyrät aineiston tutkimusaikaväliltä .....	62

## TAULUKKOLUETTELO

Taulukko 1 Aikaisempien tutkimusten tarkkuusasteet sekä tyypin I ja II virheprosentit .....	22
Taulukko 2 Finnveran kotimaisen pk-rahoituksen riskiluokat .....	25
Taulukko 3 Finnveran pk-yritysten riskiluokitusmalli .....	26
Taulukko 4 Yrityksen taloudelliseen menestykseen vaikuttavat tekijät .....	29
Taulukko 5 Riskiluokitusten jakauma vuosittain .....	36
Taulukko 6 Riskiluokitusten frekvenssijakauma vuosittain.....	37
Taulukko 7 Tilastolliset tunnusluvut muuttujien pisteytyksistä vuosilta 2004–2014 .....	38
Taulukko 8 Muuttujien pistemäärien suhteellinen frekvenssijakauma vuosittain .....	41
Taulukko 9 Mahdolliset virheet luottoriskin arvioimisessa .....	42
Taulukko 10 Vuositason muutosmatriisit (2004–2014) .....	51
Taulukko 11 Riskiluokitusten viiden vuoden muutosmatriisit alkaen vuosista 2004, 2005, 2008 ja 2009.....	56
Taulukko 12 Alariskiluokkien pistekeskiarvojen kehitys vuositason.....	59
Taulukko 13 Vuositason tarkkuusindeksit .....	61

Taulukko 14 Tarkkuusindeksit viiden vuoden aikaväleiltä.....	63
Taulukko 15 Aineiston vuotuiset pd:t riskiluokittain .....	63
Taulukko 16 Tulokset binomitestin ja khiin neliötestin osalta.....	64
Taulukko 17 Logistisen regressiomallin ennustuskyvyn tarkastelu .....	65
Taulukko 18 Logistisen regressiomallin muuttujien merkitsevyys .....	66
Taulukko 19 Logistisen regressiomallin muuttujien korrelaatiomatriisi .....	68
Taulukko 20 Logistisen regressiomallin muuttujien merkitsevyys ilman riskipainotuksia .....	69
Taulukko 21 Korrelaatiomatriisi muuttujista ilman riskipainotuksia .....	69
Taulukko 22 Logistisen regressiomallin ennustekyvyn tarkastelu, kun aineistona on vain B3-luokan yritykset .....	70
Taulukko 23 Tulokset muuttujien merkitsevyydestä, kun aineistona on B3-luokka..	71
Taulukko 24 Korrelaatiomatriisi, kun aineistona on B3-luokka .....	71
Taulukko 25 Logistisen regressiomallin muuttujien merkitsevyys, kun aineisto on eroteltu vuosittain .....	72
Taulukko 26 Taaksepäin askeltavan logistisen regressiomallin ennustekyvyn tarkastelu .....	75
Taulukko 27 Muuttujien merkitsevyys taaksepäin askeltavassa logistisessa regressiomallissa .....	76
Taulukko 28 Taaksepäin askeltavan logistisen regressiomallin ennustekyvyn tarkastelu ilman muuttujien riskipainoja .....	77
Taulukko 29 Muuttujien merkitsevyys taaksepäin askeltavassa logistisessa regressiomallissa ilman riskipainotuksia .....	78

# 1 JOHDANTO

## 1.1 Tutkimuksen motivointi

Vuonna 2007 alkaneella finanssikriisillä on ollut merkittäviä ja kauaskantoisia vaikutuksia, jotka ovat ulottuneet reaalityalouteen ja ihmisten arkeen ympäri maailman. Kriisin seurauksena viranomaiset ja akateemikot ovat heränneet siihen tosiasiaan, että rahoitusalan kytkökset ja kerrannaisvaikutukset reaalityalouteen ovat niin merkittävät, että alan toiminnan valvontaa tulee kiristää vastaavien kriisien välttämiseksi tulevaisuudessa. Jälkikäteen on todettu, että ennen kriisiä pankkien ja muiden rahoituslaitosten toiminnan kehitystä ei valvottu ja ymmärretty riittävän syvällisellä tasolla, ja lisäksi rahoitusmarkkinatoimijoiden sisäisissä prosesseissa oli vakavia puutteita, jotka johtivat liialliseen riskinottoon sekä riskien virheelliseen hinnoitteluun markkinoilla. (Levine 2012.)

Kriisin käynnistivät niin kutsutut subprime-lainat, joita rahoituslaitokset paketoivat monimutkaisiksi velkakirjapaketeiksi, joille luottoluokituslaitokset puolestaan myönsivät luottoluokitusta. Kriisin puhjettua ja asuntojen arvojen kääntynyt laskuun kävi kuitenkin selväksi, että nämä luottoluokitukset eivät todellisuudessa vastanneet niiden kohde-etuksien riskiä, joista nämä velkakirjatuotteet oli johdettu. (Matthews 2009.)

Kriisin seurauksena toimialan valvontaa kiristettiin ja lainsäätäjät julkistivat uusia valvontasäädöksiä. Kehittyneissä talouksissa on otettu asteittain käyttöön Basel III -säännöstö, joka tiukentaa Basel II:n mukaisia riskienhallinnan viitekehyksiä ja määrittelee pankeille niiden riskipitoisiin sijoituksiin perustuvat korotetut vakavaraisuusvaatimukset. Baselin säännöstö ohjeistaa rahoituslaitoksia lainaportfolion ja luottoluokituksiin liittyvien riskien laskennassa. Ohjeistuksen mukaan pankeilla on mahdollisuus ottaa käyttöön joko yleinen standardimalli, tai käyttää omaa mallia, jonka avulla eri omaisuususerien riskipitoiset painotukset lasketaan. Mallin sisäänrakennettuna ominaisuutena on riskin mittaamisen tarkkuuden parantaminen; mitä tarkempi pankin sisäinen riskiä mittaava malli on, sitä alemmaksi malli käytännössä sallii pankin asettaa pääomansa. (Baselin komitea 2004.)

Säännösten myötä rahoituslaitokset ovat ottaneet enenevissä määrin käyttöön sisäisiä riskiluokitusmalleja (*Internal Rating Based models*), joilla ne mittaavat asiakkaidensa luottoriskiä. Mallien sisällöt ovat usein kustomoitu sopimaan kyseisen rahoituslaitoksen asiakaskannalle ja niiden sisältö sekä painotukset voivat vaihdella merkittävästi. Sisäisten mallien käytön merkityksen kasvu tuo kuitenkin mukanaan uusia haasteita. Rahoituslaitosten perustaessa luottoriskipäätöksensä sekä rahoituksen hinnoittelun mallien tuottamiin luottoluokituksiin kasvaa rahoituslaitosten riippuvuus näiden mallien toimivuudesta merkittävästi. Tämä on näkynyt myös valvontaviranomaisten kommentteina, ja esimerkiksi Baselin komitea julkaisi kesällä 2015 uuden raportin, jossa se varoitti

markkinavalvojia siitä, että niiden tulisi suhtautua varauksella pelkkiin sisäisiin malleihin perustuvaan luottoriskien mallintamiseen.

Mallien toimivuutta arvioitaessa on otettava huomioon niiden erityispiirteet sekä käyttötarkoitukset. Tutkimukset ovat osoittaneet, että esimerkiksi suurille yrityksille sopivat riskiluokitusmallit eivät sovellu erityisen hyvin pk-yritysten riskien mallintamiseen niiden eriävien ominaispiirteiden takia (Altman & Sabato 2005). Vaikka pk-yritykset muodostavat kappalemääräisesti suurimman osan taloudessa ja lainamarkkinoilla toimivista yrityksistä, on niiden luottoriskeihin liittyviä ominaispiirteitä tutkittu akateemisesti verrattain vähän, johtuen osin vaikeuksista kerätä tarvittavaa dataa (Terdpaopong & Mihret 2011).

Luottoriskimallit sisältävät tyypillisesti sekä kvantitatiivisia että kvalitatiivisia muuttujia, joilla arvioidaan riskin kohteen luottokelpoisuutta (Standard & Poor's 2011). Pk-yritysten riskiluokitusmalleja tai konkurssin ennustusmalleja käsitelleet tutkimukset ovat kuitenkin keskittyneet analysoimaan pääasiassa kvantitatiivisten muuttujien merkitystä (Ciampi & Gordini 2009; Sirirattanaphonkun & Pattarathammas 2012; Lin 2015).

Altmanin, Sabaton ja Wilsonin tutkimus (2010) osoitti, että kvalitatiivisten muuttujien sisällyttämistä luottoriskimalleihin voidaan pitää perusteltuna. Näiden muuttujien merkitystä tulisi kuitenkin testata erilaisilla aineistoilla erilaisissa maantieteellisillä alueilla toimivilla yrityksillä. Luottoriskimallien toimivuus ja tarkkuus on elintärkeää rahoituslaitoksille, ja vähäistä tutkimusmäärää kvalitatiivisten muuttujien merkityksestä voidaan pitää merkittävänä puutteena aihealueen tutkimuksessa.

## 1.2 Tutkimusongelma ja tutkimuksen rajaukset

Tutkimus pyrkii vastaamaan kahteen kysymykseen. Ensimmäisen tutkimuskysymyksen tarkoituksena on selvittää tutkimuksen toimeksiantajana toimivan Finnvera Oyj:n pk-yritysten riskiluokitteluun suunnitellun luottoluokitusmallin toimivuutta. Mallin toimivuutta arvioidaan sen erottelu- ja kalibrointikyvyn osalta. Toinen tutkimuskysymys pyrkii vastaamaan siihen, mikä on kvalitatiivisten riskimuuttujien merkitys maksukyvyttömyyden ennustamisessa. Tutkimushypoteesin mukaan kvalitatiivisten muuttujien lisäämisen luottoluokitusmalliin lisää mallin selityskykyä.

Tutkimuskysymyksiin haetaan ensin vastauksia teoreettisesta näkökulmasta perustuen aikaisempiin akateemisiin tutkimuksiin. Tämän jälkeen Finnveran pk-yritysten luottoluokitusmallin toimivuutta testataan laajalla kotimaisella aineistolla. Mallin sisältämiä muuttujia arvioidaan aikaisempien kappaleiden luomaa akateemista pohjaa vasten, ja tilastollisten testien tarkoituksena on kerätä Finnveralle tietoa heidän mallinsa toimivuudesta useamman vuoden pituisella aikajänteellä tarkasteltuna. Mallin toimivuutta arvioidaan Baselin komitean (2005) määrittelemien erottelu- ja ennustuskäytännön mittaavi-



en testien avulla. Mallin toimivuuden arvioimisen jälkeen on mahdollista arvioida tulosten luotettavuutta selvittäessä tutkimuksen toista ongelmaa: kvalitatiivisten muuttujien merkitystä luottoluokitusmalleissa. Kvalitatiivisten eli laadullisten muuttujien merkitystä tullaan tarkastelemaan tilastoaineistosta johdetun logistisen regression avulla.

Yritysten eriävistä ominaispiirteistä johtuen tutkimus on rajattu käsittelemään pk-yrityksiä. Lisäksi tutkimusaineisto ja käytetty luottoriskimalli ovat annettuja, minkä myötä oman luottoriskimallin luominen sekä muuttujien valitseminen on rajattu tutkimuksen ulkopuolelle. Tutkimuksessa käytetty luottoriskimalli ja sen sisältämät riskimuuttujat perustuvat Finnveran sisäiseen luottoriskimalliin pk-yrityksille.

### 1.3 Tutkimuksen rakenne

Tutkimuksen toisessa luvussa tarkastellaan luottoluokitusmallien käyttöä ja merkitystä rahoitusmarkkinoilla. Luvussa selvitetään, mikä näiden mallien merkitys rahoituslaitoksille on, ja mihin niitä käytetään. Asiaa tarkastellaan sekä teoreettisesta aikaisempien tutkimusten tarjoamasta että käytännönläheisemmästä rahoituslaitosten toimintaa arvioivasta näkökulmasta.

Tutkimuksen kolmannessa luvussa perehdytään pk-yritysten erityispiirteisiin ja informaation lähteisiin luottoluokitusprosessissa. Luvussa käydään läpi keskeisimmät aihealuetta käsitelleet tutkimukset ja etsitään vastauksia siihen, miksi kvalitatiivisten muuttujien merkitystä ei ole tutkittu laajemmin. Luvussa esitellään myös Finnveran pk-yritysten riskiluokitusmalli ja riskiluokitusprosessin pääpiirteet. Luvussa neljä käsitellään puolestaan tarkemmin kvalitatiivisten tekijöiden merkitystä pk-yritysten luokittamisessa. Luvussa yhdistellään aikaisempien tutkimusten havaintoja ja arvioidaan niiden vertailukelpoisuutta.

Luvussa viisi esitellään tutkimuksen empiirinen aineisto. Aineiston sopivuutta tilastollisiin testeihin arvioidaan sen taustaoletusten perusteella. Aineisto perustuu Finnvera Oyj:n kotimaisen pk-rahoituksen luottoluokituksiin aikaväliltä 2004–2014. Luvussa käydään myös läpi sovellettavat tilastolliset tutkimusmenetelmät, ja arvioidaan niiden toimivuutta sekä merkitystä aihealueen tilastollista testaamista koskevan teorian näkökulmasta.

Luvussa kuusi esitellään tilastollisten testien tulokset. Tuloksissa tarkastellaan ensin Finnveran luottoluokitusmallin toimivuutta sen erottelu- ja kalibrointikyvyn osalta. Tämän jälkeen arvioidaan mallin sisältämien kvalitatiivisten muuttujien merkitystä. Tuloksissa erotellaan mallin sisältämät yksittäiset muuttujat ja arvioidaan niiden tilastollinen merkitys. Luku seitsemän käsittää tutkimuksen yhteenvedon. Luku sisältää yhteenvedon tutkimuksen tärkeimmistä tuloksista sekä johtopäätökset saavutetuista tuloksista.

## **2 LUOTTOLUOKITUSMALLIEN KÄYTTÖ**

### **2.1 Luottoluokitusten sitominen osaksi pankkiregulaatiota**

Luottoluokitusten hyödyntämisen rahoitusmarkkinoiden valvontaviranomaisten päätöksenteon ja valvonnan tukena voidaan nähdä alkaneen jo muutamia vuosikymmeniä sitten. Ennen Basel II:n voimaantuloa luottoluokituksilla ei ollut virallista roolia rahoitusmarkkinoiden regulaatiossa, mutta niitä käytettiin kuitenkin yleisesti päätöksenteon tukena arvioitaessa erilaisten kohteiden riskisyyttä. Luokitusten käyttö, joka on perustunut lähinnä suurien kansainvälisten luottoluokittajien luokituksiin, aloitettiin Yhdysvalloissa, josta se hiljalleen valui Saksaan ja muihin OECD-maihin. (Kruck 2013.)

Valvontaviranomaisten tukeutuminen kansainvälisten luottoluokituslaitosten luokituksiin on johtanut luokituslaitosten roolin merkittävään kasvuun viime vuosikymmenien aikana. Viranomaiset luottivat näihin luokituksiin eivätkä kehittäneet omia prosessejaan luokitusten valvomiseksi ja testaamiseksi. Tämän kehityksen johdosta luottoluokituslaitoksille muodostui erityisesti Yhdysvalloissa lainsäädäntötyyppinen päätösvalta, jossa niillä ei ollut virallista lainsäädännöllistä asemaa, mutta käytännössä viranomaiset kuitenkin nojautuivat päätöksenteossaan luottoluokittajien luokituksiin. (Kruck 2013.)

Basel II:n ja muiden uusien valvontasäännösten käyttöönoton myötä luottoluokituslaitosten lainsäädäntötyypeistä asemaa on pyritty purkamaan, mutta luottoluokitusten käyttöä itsessään riskin mittarina on sen sijaan korostettu entisestään. Basel II:n mukaan pankki voi laskea riskipitoisia sijoituksia vastaavaan oman pääoman määrän joko tavalisella standardimallilla tai sisäisellä riskimallilla. Malli valitaan omaisuuserille erikseen ja pankki voi käyttää sisäistä riskimallia halutessaan esimerkiksi vain yritysluottoihin liittyvien riskien arvioimiseen. Sekä sisäinen malli että standardimalli perustuvat luottoluokituksiin, jotka mittaavat kyseessä olevien erien luottoriskiä. Standardimallissa luottoluokitukset ovat yksityisten luottoluokituslaitosten määrittelemiä ja sisäisessä mallissa taas rahoituslaitoksen itse määrittelemiä. (Baselin komitea 2004.)

Huolimatta valittavasta mallista, perustuu pääomavaatimusta mittaavan luottoriskin laskemin Basel II -säännösten käyttöönoton myötä luottoluokituksiin. Luottoluokituksia on käytetty aikaisemminkin osana eri maiden viranomaisten regulaatiosäännöstöjä, mutta luottoluokitusten käytön sitominen osaksi rahoitusalaan laajasti koskevaa Basel II -säännöstöä on merkittävä muutos, jonka myötä luottoluokitusten merkitys osana regulaatiota on kasvanut selvästi (Darbellay & Weber 2008).

Basel II:n sisäinen malli antaa pankeille mahdollisuuden määritellä pk-yrityksiä koskevan riskipääomakertoimen erillään suuryrityksistä. Käytännössä yrityksen koon määrittelee mallissa sen liikevaihto. Mallin mukaan pk-yrityksille täytyy tehdä riskikorjaus, joka on sitä suurempi, mitä pienempi yrityksen liikevaihto on. Toisin sanoen, pie-

nempää yrityksiä pidetään mallissa riskisempinä. Pk-yritysten ja suuryritysten erottelu mallissa tukee akateemisten tutkimusten havaintoja siitä, että pk-yritysten luottoluokitusmalleja tulisi arvioida erillään suuryritysten vastaavista malleista.

Basel III -säännösten globaali implementointiprosessi on vielä kesken ja tapahtuu nykyisten suunnitelmien mukaan asteittain vuoteen 2019 mennessä (Baselin komitea 2016). Basel III tiukentaa pankkien pääoma- ja likviditeettivaatimuksia entisestään esimerkiksi vastasyklisen pääomapuskurin käyttöönoton myötä (Angelini ym. 2015). Pääomavaatimusten tiukentuminen tulee nostamaan pankkien kustannuksia ja heikentämään odotettuja oman pääoman tuotto prosentteja. Luottoriskien aiheuttaman pääoman sitoutumisen takia luottoluokitusten merkityksen voi odottaa säilyvän pankeille korkeana myös tulevaisuudessa. Tehokkaalla luokitusprosessilla ja entistä tarkemmilla luottoriskin tasoa määrittelevillä rahoitusinstrumenteilla pankkien on mahdollista hinnoitella riskipreemionsa paremmin ja optimoida pääomapuskuriensa määrä suhteessa vastapuoliriskien määrään.

## **2.2 Luottoluokitusten merkitys informaation välittäjänä**

Luottoluokituksilla on merkittävä rooli rahoitusmarkkinoiden toiminnassa, ja tutkimukset ovat osoittaneet, että niitä hyödyntävät sekä velkapaperien liikkeellelaskijat että velkapapereita ostavat sijoittajat (Cantor, Gwilym & Thomas 2007; Duff & Einig 2015).

Lainamarkkinoilla sanotaan vallitsevan asymmetristä informaatiota kun osapuolilla on erilainen tieto hankkeen riskeistä tai kannattavuudesta. Yleisesti velkapaperin liikkeellelaskijalla voidaan olettaa olevan enemmän tietoa yrityksen tai hankkeen riskeistä ja odotetuista tuotoista kuin velkapaperin ostajalla. Tämä aiheuttaa asymmetrisen informaation ongelman; sijoittaja ei ole halukas maksamaan velkapaperista sen todellista arvoa, koska hän ei tiedä sen todellista riskitasoa. Sijoittaja diskonttaa velkapaperin kasvirittoja korkealla korolla suojautuakseen mahdollisilta riskeiltä, joita hän ei voi arvioida.

Teorian mukaan luottoluokituslaitosten rooli ja olemassaolon syy on tämän asymmetrisen informaation ongelman ratkaiseminen. Ne toimivat välikappaleena liikkeellelaskijan ja sijoittajan välillä ja ratkaisevat tämän ongelman tuottamalla sijoittajien käyttöön informaatiota velkapaperin todellisesta riskitasosta. (Rhee 2015.) Tätä teoriaa tukee myös Livingstonin ja Leinn tutkimus (2009). Tutkimuksessa selvitettiin vaikuttaako Moody's:in ja S&P:n luottoluokitusten mahdollinen keskinäinen eroavaisuus joukko-velkakirjan hintaan. Tulosten mukaan erot Moody's:in ja S&P:n luokituksessa nostivat korkopreemiota ja lisäksi preemio kasvoi luokituseron kasvaessa.

Luottoluokitusten toisena roolina voidaan nähdä sopimusten valvonta, joka perustuu myös informaation välittämiseen. Esimerkiksi lainasopimuksen korko voidaan sitoa

riippuvaiseksi yrityksen luottoluokituksesta, jolloin luottoluokituksen tekijästä tulee epäsuora velkasopimuksen valvoja (Frost 2007). Lisäksi muun muassa rahastojen säännöissä voi olla määritely, että rahasto voi sijoittaa vain sellaisiin joukkovelkakirjoihin, joille on annettu investointitason luottoluokitus virallisesti hyväksytyn luottoluokituslaitoksen toimesta (Han, Pagano & Shin 2012).

Han, Pagano ja Shin (2012) vertailivat japanilaisten yritysten joukkovelkakirjojen korkokustannuksia, ja tulivat siihen tulokseen, että joukkovelkakirjan korkokustannukset olivat selkeästi alhaisemmat, mikäli sillä oli luottoluokitus kansainväliseltä virallisesti hyväksytyltä luottoluokituslaitokselta kotimaisen tahon sijaan. Tutkimuksessa vertailukohteina olivat S&P:n ja Moody's:in luottoluokitukset. Tulos tukee teoriaa siitä, että luottoluokituksilla on arvoa informaation välittäjänä.

Tutkijat ovat kuitenkin esittäneet myös kriittisiä näkemyksiä luottoluokitusten käytöstä. He ovat argumentoineet, että luottoluokitusten todellinen informaatioarvo on rajallinen ja luottoluokitusten tarkkuus on heikompi kuin yleisesti oletetaan (Weber & Darbellay 2008). Nämä kriittiset näkemykset korostavat tarvetta analysoida luottoluokitusmallien sisältöä ja toimivuutta tilastollisin menetelmin perustuen todelliseen yritysaineistoon. Yleinen kriittinen näkemys on kyseenalaistaa luottoluokituslaitosten kyky ennustaa maksukyvyttömyyttä muita markkinaosapuolia tarkemmin. Luokituslaitokset eivät ole aina onnistuneet ennustamaan erilaisten rahoituskriisien synnyttämiä piikkejä maksukyvyttömyyksissä. Viime vuosikymmenien aikana luottoluokituslaitokset ovat epäonnistuneet esimerkiksi ennustamaan Aasian rahoituskriisin (1997–1998), 2000-luvun alkupuolen yritysten konkurssipiikin, Yhdysvaltojen asuntomarkkinoilta alkaneen subprimekriisin sekä eurooppalaisten valtioiden maksukyvyn romahtamisen (Kruck 2016).

Toisaalta on taas esitetty uusia teoreettisia näkemyksiä sen puolesta, että luottoluokitusten ei tarvitse välttämättä tuottaa uutta informaatiota markkinoille. Niiden tehtävä on järjestellä valtavaa olemassa olevaa velkakirjamarkkinoita koskevaa tietomäärää sijoittajia palvelevalla ja kustannustehokkaalla tavalla. Mikäli luottoluokitukset nähdään enemmänkin olemassa olevan tiedon järjestelijänä, eivät satunnaiset väärin arvioidut luottoluokitukset aiheuta markkinoille merkittäviä ongelmia. Tällöin sijoittajat voivat hyödyntää mahdollista väärinhinnoittelua esimerkiksi velkakirjajohdannaisten markkinoilla, joiden hinnoittelu saattaa erota velkakirjojen virallisista luottoluokituksista. (Rhee 2015.)

## 2.3 Sisäisten luottoluokitusmallien käyttö

### 2.3.1 Sisäisten mallien hyödyt

Sisäisten luottoluokitusten käyttö rahoitusriskien hallinnoinnissa tarjoaa rahoituslaitoksille tiettyjä hyötyjä. Ensinnäkin se mahdollistaa lainapäätösten tekemiseen sekä lainojen hallinnointiin liittyvien prosessien tehostamisen ja nopeuttamisen. Toisekseen se mahdollistaa lainaajan luottoriskin arvioimisen yhden arviointimittarin perusteella, joka on luottoluokitus. Laajemmasta näkökulmasta katsottuna sisäisten luottoluokitusmallien käyttö mahdollistaa lainavastuista koostuvien erien jakamisen portfolioihin, joiden ominais- ja riskipiirteet ovat lähellä toisiaan. Rahoituslaitoksen on mahdollista hyödyntää asiakastietokantaan näiden luokitusten luomisessa ja teoriassa sen tulisi saada tarkempaa tietoa vastuiden muutoksista seuraamalla eri luottoluokista koostuvien portfolioiden muodostamien vastuiden kehitystä. Näiden hyötyjen saavuttamisen edellytyksenä on kuitenkin sisäisten luottoluokitusmallien tarkkuus, stabiilius sekä objektiivisuus. (Japanin keskuspankki 2005.)

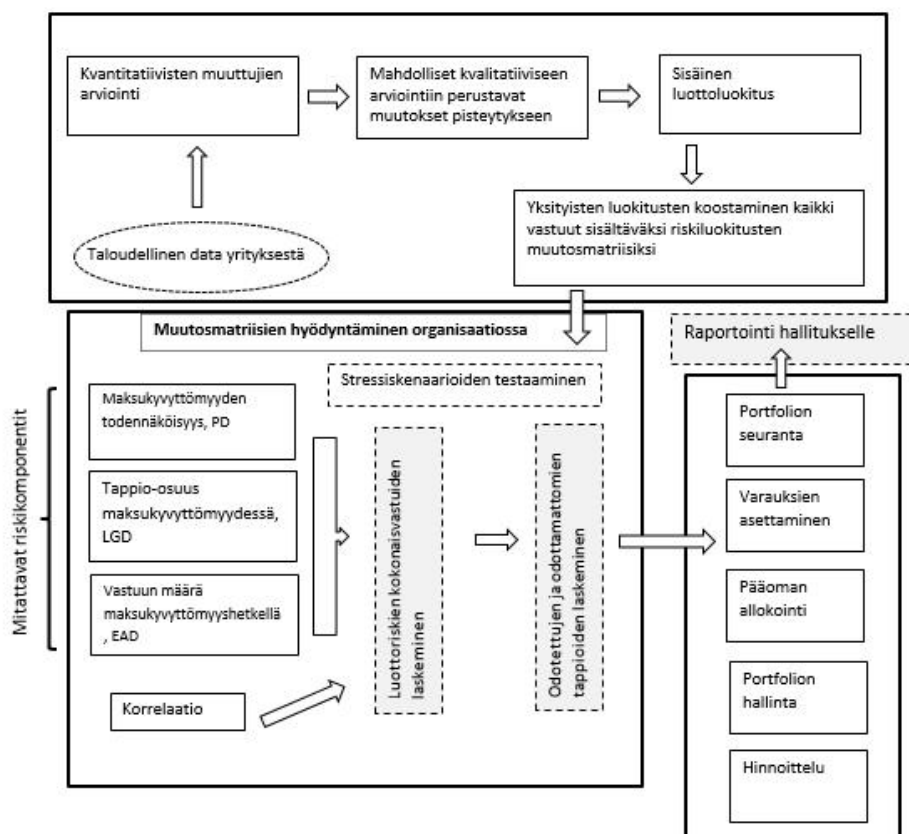
Sisäisten luottoluokitusmallien rakentaminen on kallista ja sitoo paljon resursseja organisaatiotasolla. Tämän vuoksi mallien sisältö ja rakenne vaihtelee rahoituslaitosten välillä. Pienen pankin ei välttämättä kannata rakentaa yhtä monimutkaista ja kallista mallia kuin suuremman pankin. Toinen tekijä, mikä vaikuttaa mallin sisältöön, on asiakas- ja lainakannan rakenne. Mikäli lainakanta on heterogeeninen, jolloin laina-asiakkaiden riskeihin liittyvät ominaisuudet eroavat toisistaan, tulisi luokitusmallin sisältää enemmän luokkia näiden ominaispiirtein erottelemiseksi riittävän tarkasti. (Japanin keskuspankki 2005.)

Luottoluokituksia on mahdollista antaa joko yrityksille tai erikseen yksittäisille velkapapereille, mikäli ne sisältävät esimerkiksi vakuuksia tai erityisiä ehtoja takaisinmaksun etusijajärjestyksen osalta. Teoriassa organisaatiolla tulisi olla niin paljon luottoluokkia, että kaikki riskin kohteet, joilla on toisiaan vastaavat ominaispiirteet, saadaan niputettua samaan luokkaan. Esimerkiksi Finnveran sisäisessä pk-yritysten luottoluokitusmallissa näitä luokkia on kahdeksan (Finnveran tilinpäätös 2015). Luottoluokitusten tarkkuutta arvioidaan tilastollisesti vertaamalla toteutuneita luottatappioita kyseistä luokkaa vastaaviin estimaatteihin näistä tappioista. Estimaatteina käytetään yleisesti vastapuolen maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä (*probability of default, PD*), vastapuolivastuun tappio-osuutta maksukyvyttömyyden toteutuessa (*loss given default, LGD*) sekä vastapuolivastuun kokonaismäärää maksukyvyttömyyden syntyessä. (*exposure at default, EAD*).

### 2.3.2 Sisäisten mallien hyödyntäminen organisaatiotasolla

Organisaatiotasolla sisäisiä malleja hyödynnetään seuraamalla yksittäisistä luottoluokista koostuvien eri luottoluokkien kokonaisvastuiden kehitystä. Luottoluokista muodostetaan riskiluokkien muutosta kuvaavia muutosmatriiseja, joiden avulla voidaan tarkastella luottovastuiden kehitystä ja muutoksia eri riskiluokissa. Muutosmatriisien avulla voidaan tarkastella koko lainaportfolioita mittaavien riskikomponenttien PD, LGD ja EAD kehitystä eri luottoluokissa. Näistä riskikomponenteista lasketaan luottoriskien kokonaisvastuiden määrä sekä odotettavissa olevat tappiot.

Kokonaisvastuiden määrää sekä odotettuja tappioita voidaan puolestaan hyödyntää muun muassa luottosopimusten hinnoittelussa, portfolion hallinnassa, pääoman allokoinnissa eri riskiluokkiin, tappiovarausten asettamisessa sekä portfolion kehityksen seurannassa. Näistä eristä on tarvittaessa suhteellisen helppoa koostaa esimerkiksi hallitukselle raportteja, joiden avulla luottotoiminnan sekä vastuiden ja riskien kehitystä on mahdollista kuvata kohtuullisen tarkasti. Oheinen kuvio 1 esittelee kyseisen prosessin pääpiirteet.



Kuvio 1 Sisäisten luottoluokitusten käyttö organisaatiossa (Japanin keskuspankki 2005, mukailen)

Yksittäisistä luottoluokituksista koostuvien kokonaisluokkien seuranta perustuu siis riskikomponenttien PD, LGD sekä EAD kehityksen seurantaan. On myös mahdollista, että rahoituslaitoksella on käytössään muitakin riskikomponentteja, kuten esimerkiksi efektiivinen maturiteetti. PD eli maksukyvyttömyyden todennäköisyys kuvaa prosentti-todennäköisyyttä maksukyvyttömyyden syntymisestä seuraavan 12 kuukauden aikana (Schuermann 2004). EAD eli vastuun määrä maksukyvyttömyyden hetkellä kuvaa rahamääräistä vastuun kokonaismäärää. LGD eli tappio-osuus maksukyvyttömyyden tapahtuessa puolestaan huomio mahdolliset vakuudet tai muut tappion kokonaismäärää pienentävät tekijät ja se voidaan laskea seuraavasti:

$$LGD = (1 - R^*) \times EAD \quad (1)$$

missä  $R^*$  on se prosenttimääräinen osuus tappioista (*recovery rate*), joka saadaan maksukyvyttömyydestä huolimatta perittyä vastapuolelta takaisin. Toisin sanoen, LGD kuvaa rahamääräistä lopullisen tappion määrää maksukyvyttömyyden tapahtuessa. Näiden komponenttien avulla on mahdollista laskea portfolion odotetut tappiot (*expected losses, EL*):

$$EL = PD \times LGD \times EAD \quad (2)$$

Odottamattomat tappiot (*unexpected losses, UL*) kuvastavat mahdollisia tappioita, joita ei kuitenkaan pidetä todennäköisenä. Odottamattomien tappioiden kuten myös odotettujen tappioiden laskenta tehdään aina jollakin luottamusvälillä, joka on usein 99,9 prosenttia. Odottamattomat tappiot lasketaan seuraavan kaavan mukaisesti:

$$UL = L^* - EL \quad (3)$$

missä  $L^*$  kuvastaa mahdollista maksimaalista tappiota. Odottamattomat tappiot kuvastavat toisin sanoen mahdollisia kokonaistappioita. Korrelaation rooli kuvion 1 havainnollistamassa mallissa on puolestaan kaksijakoinen. Korrelaatio itsessään ei ole varsinainen seurattava riskikomponentti, mutta riskikomponenttien ominaispiirteiden takia korrelaation seuraaminen on tärkeää. Yksittäiset yhtiöt ovat riippuvaisia makrotaloudellisen ympäristön kehityksestä ja esimerkiksi laaja talouden laskusuhdanne voi johtaa maksukyvyttömyiden yritysten määrän merkittävään kasvuun, mikä taas vaikuttaa luottoriskien kokonaisvastuiden sekä odotettujen ja odottamattomien tappioiden määrään. (Japanin keskuspankki 2005.)

### 2.3.3 *Sisäisten mallien aikarakenne*

Sisäiset mallit voidaan jakaa karkeasti kahteen luokkaan sen perusteella, miten ne huomioivat toimialakohtaisten sekä makrotaloudellisten syklien vaikutuksen luokiteltavan yrityksen taloudelliseen suorituskykyyn. Ajalliseen hetkeen perustuvassa luokituksessa (*point-in-time rating, PIT*) riskejä arvioidaan nykyisten liiketoiminnallisten ja makrotaloudellisten olosuhteiden vallitessa. Yli taloudellisen syklin katsovassa luokituksessa (*through-the-cycle rating, TTC*) riskejä arvioidaan olettaen, että käynnissä olisi yrityksen suhdannesyklin pohja. (Japanin keskuspankki 2005.)

Erilaisen liiketoiminnallisen suhdannenäkemyksen takia PIT:n ja TTC:n tuottamat luottoluokitukset saattavat erota toisistaan. PIT:n antamat luokitukset vaihtelevat vuositasolla huomattavasti enemmän noususten noususuhdanteissa ja laskien laskusuhdanteissa. TTC:n antamat luokitukset ovat puolestaan stabiilimpia läpi suhdannesykliä. PIT:n antamat PD:t luottoluokille pysyvät melko stabiileina koska yritysten luottoluokitus vaihtuu herkästi niiden taloudellisen suorituskyvyn muuttuessa. TTC:n antamat PD:t luottoluokille puolestaan vaihtelevat selvästi enemmän vuositasolla kuvastaen suhdannesykliä vaikutuksia yritysten maksukykyyn. (Japanin keskuspankki 2005.)

Valintaa PIT:n ja TTC:n välillä ohjaa organisaation resurssit, tarpeet sekä lainaportfolion sisältö ja ominaispiirteet. Luottoluokituslaitokset arvioivat yleensä maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä pitkällä aikavälillä ja näin ollen niiden näkökulma on lähempänä TTC:tä. Rahoituslaitokselle valinta voi olla haasteellisempi. Mikäli kyseessä on pitkäaikainen lainaerä, voi TTC olla luontevampi valinta. Maksukyvyttömyyden ennustaminen esimerkiksi kymmenen vuoden päähän on kuitenkin hyvin vaikeaa ja osin spekulatiivista, mikä taas tukee PIT:n valintaa, sillä se mittaa nykyhetken riskitasoa, joka on helpompi määritellä. Usein rahoituslaitosten valitsema tekniikka onkin näiden välimaastossa ja sisältää sekä PIT:hen että TTC:hen viittaavia ominaisuuksia. (Japanin keskuspankki 2005.)

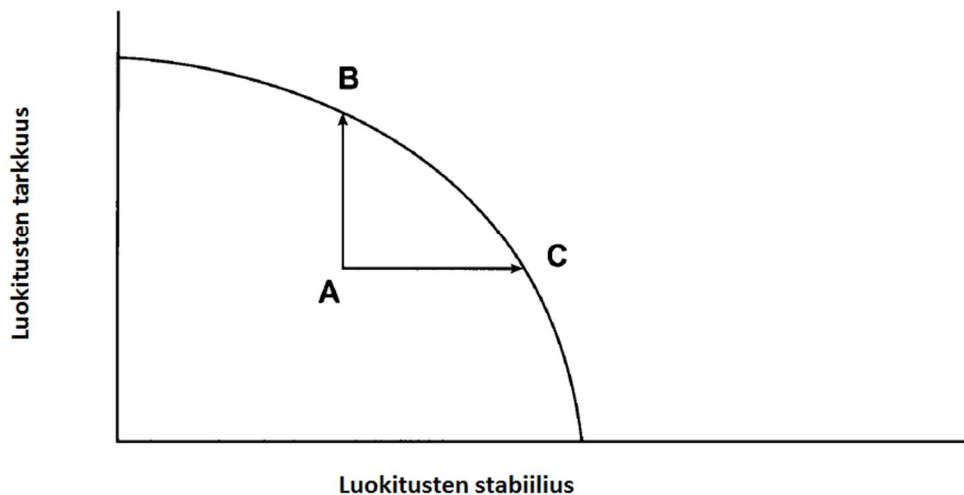
Topp ja Pearl (2010) osoittivat, että jopa ulkoisten luottoluokittajien, kuten Standard & Poorsin, luottoluokitukset sisältävät ominaispiirteitä molemmista tekniikoista, vaikka ne yleisesti mielletään TTC-luokituksiksi. Rahoituslaitokset taas nojaavat enemmän PIT-luokituksiin, mikä saattaa mahdollistaa niille esimerkiksi tarkemman riskin hinnoittelun, jota voi tarvittaessa muuttaa vuositasolla sopimuskohteen riskitason muuttuessa. Toisaalta Topp ja Pearl argumentoivat, että PIT:n ja TTC:n yhdistäminen voi tuoda mukanaan uusia ongelmia, jos yksittäisten luottoluokituksen arviointitekniikka ja kokonaisten riskiluokkien muutosta kuvaavan muutosmatriisin arviointitekniikka eroavat toisistaan.

Tutkijoiden kesken ei ole saavutettu selvää yksimielisyyttä siitä, kumpi tekniikoista olisi parempi. Tutkijat vaikuttavat olevat kuitenkin yksimielisiä siitä, että valittavan



tekniikan tulisi huomioida organisaation lainaportfolion ajalliseen jakaumaan sekä suhdannesykliden vaikutukseen liittyvät erityispiirteet.

Valitun tekniikan tuomia hyötyjä ja kustannuksia voidaan havainnollistaa luottoluokitusten tarkkuutta ja stabiiliutta tasapainottavan käyrän avulla, joka on esitelty kuvioissa 2. Mikäli organisaation luottoluokitusmalli on tehoton, on mahdollista saavuttaa sekä aikaisempaa korkeampi luokitusten stabiilius että tarkkuus ilman, että kummankaan osa-alueen tulokset heikkenevät. Mikäli organisaation hyödyntämä luottoluokitusmalli on kuitenkin kohtuullisen tehokas, on usein seurauksena se, että luottoluokitusmallin tarkkuuden tai stabiiliuden nostaminen johtaa toisen osa-alueen heikkenemiseen. Mikäli luottoluokitusten tarkkuutta pyritään esimerkiksi nostamaan tekemällä luokituksia aikaisempaa tiuhempaan ja huomioimalla aikaisempaa pienempiä muutoksia yritysten talouskehityksessä, johtaa tämä todennäköisesti luokitusten tarkkuuden parantumiseen. Toisaalta tämä johtaa samalla siihen, että luottoluokituksissa on aikaisempaa enemmän hajontaa ja yhä harvemman yrityksen luottoluokitus pysyy muuttumattomana. Tehokkaan mallin tapauksessa tämä johtaisi siihen, että luokitusten tarkkuutta ja stabiiliutta tasapainottava käyrä siirtyisi kohti pistettä B, ja mikäli luokitusten tarkkuuden parantumisen hyödyt alittaisivat stabiiliuden heikkenemisen kustannukset, siirtyisi havaintopiste tehokkaan käyrän sisäpuolelle. (Carter & Mann 2007.)



Kuvio 2 Luottoluokitusten tarkkuutta ja stabiiliutta tasapainottava käyrä (Cantor & Mann 2007, mukaillen)

### **3 PK-YRITYSTEN LUOTTOLUOKITUSMALLIEN ERITYISPIIRTEET**

#### **3.1 Pk-yritysten reittausprosessi**

##### **3.1.1 Pk-yritysten analysointi**

Yritys voidaan luokitella pieneksi tai keskisuureksi, mikäli sen palveluksessa on alle 250 henkilöä ja sen liikevaihto on enintään 50 miljoonaa euroa tai taseen loppusumma enintään 43 miljoonaa euroa (Tilastokeskus, 2016). Pk-yritysten määritelmät eroavat hieman maista, mutta ovat kuitenkin hyvin lähellä toisiaan, minkä johdosta eri maissa tehtyjen tutkimusten tuloksia on mahdollista vertailla myös suomalaisella aineistolla tehdyn tutkimuksen tuloksiin.

Aikaisemmat tutkimukset ovat osoittaneet, että suuryritysten rahoittamisessa käytetyt luottoluokitusmallit eivät sovellu erityisen hyvien pienten ja keskisuurten yritysten arvioimiseen. Syynä tälle on se, että pk-yritysten riskien ominaispiirteet eroavat suuryrityksiin liittyvien riskien ominaispiirteistä (Altman & Sabato 2005.) Erot ominaispiirteissä liittyvät esimerkiksi taloudellisen tiedon heikompaan saatavuuteen sekä yritysten nuorempaan ikään. Tämän johdosta suuryritysten taloudellista tilaa hyvin ennustavat mittarit, kuten pääoman tuottoaste, eivät välttämättä ennusta pk-yrityksen maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä kovin hyvin. Pk-yritysten taloudellinen suorituskky on usein myös huomattavasti volatiilimpaa kuin suurempien yritysten, mikä vaikeuttaa esimerkiksi tilinpäätösinformaation hyödyntämistä (Rikkers & Thibeault 2009).

Luottoluokitusten antamisen eli reittauksen tarkoituksena on kuvastaa mahdollisimman tarkasti luokituksen kohteena olevan yrityksen takaisinmaksukykyä kyseessä olevan velkainstrumentin tai koko yrityksen osalta. Luokitukset voivat siis koskea koko yritystä tai vain erikseen määriteltyä velkainstrumenttia. Sekä yritykset että niiden velkainstrumentit luonnollisesti eroavat toisistaan merkittävästi sekä kokonsa että monimutkaisuutensa osalta. Tämän johdosta myös näihin instrumentteihin käytettävien luottoluokitusmallien sisällöt eroavat toisistaan. Käytännössä voi sanoa, että mitä suuremmasta rahamääräisestä luokituksesta tai monimutkaisemmasta instrumentista on kyse, sitä enemmän sen luokitteluun käytettävä malli sisältää muuttujia ja arvioitavia tietoja.

Pk-yritysten rahoitustarpeet ovat niiden koon takia selvästi suuryritysten rahoitustarpeita pienempiä. Näin ollen myös niiden arvioiminen ei ole usein yhtä monimutkaista tai siihen ei ole kustannustehokasta käyttää samaa määrää aikaa ja resursseja. Rahoituslaitosten päätökset pk-yritysten rahoittamisesta perustuvat useimmiten kevyeen yritysanalyysiin. Lisäksi pk-yritysten taloudellinen informaatio on kirjanpitoladultaan

heikompaa ja sisältää tutkimusten mukaan enemmän tuloserien jaksottamismuutoksia, mikä heikentää informaation läpinäkyvyyttä ja painoarvoa (Rikkers & Thibeault 2009).

Rahoituslaitoksilla on käytössään useita erilaisia tapoja rahoittaa ja analysoida pk-yrityksiä. Valittu tapa perustuu transaktion kokoon, yrityksen tai projektin monimutkaisuuteen sekä saatavilla olevaan informaation ja mahdollisen lisäinformaation hankinnan kustannuksiin. Rahoituspäätösten perusteena olevat riskiarvio voidaan Bergerin ja Udelin (2006) mukaan jakaa tilinpäätöksiin, luottoluokitukseen, omaisuuseriin, kiinteään omaisuuteen, leasingiin sekä näistä eroavaan pitkäaikaiseen asiakassuhteeseen perustuvaan rahoitukseen. Bergerin ja Udelin mukaan pienyritysten rahoittamiseen suunniteltujen credit scoring -mallien käytön ylärajaksi on usein asetettu 100 000 dollaria, ja ne koostuvat pääosin taloudellisesta informaatiosta yrityksestä sekä henkilökohtaisesta informaatiosta yrityksen omistajasta.

Valinta niin sanotun kovan eli tilinpäätöksiin ja taloudelliseen dataan perustuvan ja pehmeän eli laadullisen yrittäjää ja yritystä koskevan informaation välillä perustuu saatavilla olevaan tietoon. Pehmeän tiedon kerääminen vie usein huomattavasti aikaa ja resursseja, kun taas kovan informaation kerääminen ja prosessointi on nopeaa. Valinta käytettävän informaation välillä perustuu saatavilla olevaan tietoon sekä mahdolliseen lisätiedon keräämiseen liittyvään lisäkustannusten ja odotettujen hyötyjen arvioimiseen. (Berger 2007.)

### ***3.1.2 Pk-yritysten luottoluokittelussa käytetyt informaation lähteet***

Pk-yritysten luottoluokittelussa hyödynnetään useimmiten informaatiota sekä yrityksestä että sen toimivasta johdosta ja omistajista. Yrityksen johdon painoarvo on huomattavasti suurempi kuin vastaavissa suuria yrityksiä arvioivissa malleissa. Johdon arvioimisessa voidaan myös hyödyntää dataa esimerkiksi johdon henkilökohtaisista rahoitussuhteista ja maksuhistoriasta. Johdon henkilökohtaisten ominaisuuksien arvioiminen on verrannollinen yrityksestä saatavilla olevan kovan informaation määrään. Henkilökohtaisen informaation käyttö vähentyy asteittain kun yrityksestä saatavilla olevan kovan virallisiin tilinpäätöksiin perustuvan informaation määrä kasvaa. (Berger 2007.)

Van Caneghem ja Van Campenhout (2012) osoittivat belgialaisista pk-yrityksistä koostunutta aineistoa tutkimalla, että pk-yritysten ulkoisen velkarahoituksen määrä on positiivisesti riippuvainen saatavilla olevan informaation määrästä ja laadusta. Lisäksi toimialan velkaantumistasella on positiivinen yhteys yksittäisen yhtiön rahoituksen saatavuuteen. Pk-yritysten reittaus perustuu pääosin rahoitustarpeiden yhteydessä tehtävään luokitukseen, ja voidaan olettaa, että havainnot esimerkiksi toimialan informaation hyödyntämisestä pätevät myös reittausprosessissa käytettäviin informaation lähteisiin.

Yksi erityisesti pankkien suosima tapa kerätä informaatiota on pitkäaikaisten asiakassuhteiden muodostaminen (*relationship lending*). Pitkäaikaisen asiakassuhteen aikana rahoituslaitokselle muodostuu tietoa yrityksen liiketoiminnan kehityksestä sekä maksuhistoriasta, jota sen on mahdollista hyödyntää arvioidessaan yrityksen riskiluokitusta. Tutkimukset ovat osoittaneet, että pitkäaikaisiin asiakassuhteisiin perustuvalla lainauksella on mahdollista saavuttaa alhaisia luottotappioita, mutta toisaalta se myös aiheuttaa rahoituslaitokselle selviä lisäkustannuksia. (Dong & Men 2014.)

Akateeminen pk-yritysten maksukyvyttömyyden tutkimus on puolestaan keskittynyt perinteisesti taloudellisten tunnuslukujen hyödyntämiseen. Tämä johtuu ainakin osittain siitä, että yksityisomisteisista pk-yrityksistä ei ole saatavilla julkista tietoa esimerkiksi niiden omaisuus- tai velkaerien markkina-arvostuksesta. Tämän vuoksi pk-yritysten maksukyvyttömyyden mallintamisessa on vaikea hyödyntää esimerkiksi strukturaalisia malleja, jotka perustuvat omaisuus- ja velkaerien arvon mallintamiseen Black & Scholesin optiohinnoitteluteorian avulla. Strukturaalisten mallien perusideana on mallintaa yrityksen omaisuuserien arvoa: yritys on maksukyvytön kun sen omaisuuserien yhteenlaskettu arvo alittaa ennalta asetetun raja-arvon, jolloin omaisuuserät eivät enää riitä vastuiden kattamiseen. Perinteiset tunnuslukuihin perustuvat mallit puolestaan hyödyntävät esimerkiksi eksperttijärjestelmiä, neuroverkkoja sekä monimuuttuja-analyyseja. (Rikkers & Thibault 2009.)

### 3.1.3 Aikaisemmat tutkimustulokset

Pk-yritysten reittaamista koskevat merkittävät tutkimukset ovat pääosin peräisin 2000-luvulta ja niiden määrä on kasvanut viimeisen kymmenen vuoden aikana reittausmallien käytön yleistymisen vanavedessä. Pääosa näistä tutkimuksista on keskittynyt kvantitatiivisten taloudellisten tunnuslukujen ja tilinpäätösten analysointiin (ks. esim. Altman & Sabato 2005; Ciampi & Gordini 2009; Sirirattanaphonkun & Pattarathammas 2012; Lin 2015).

Tutkimustulosten perusteella voidaan todeta, että kvantitatiivisilla tunnusluvuilla on vahva selitysvoima maksukyvyttömyyden ennustamisessa. Altmanin ja Sabato (2005) tutkivat velkaantuneisuutta, likviditeettiä, kannattavuutta, velanhoitokykyä ja omaisuuserien kiertoaikoja mittaaviin tunnuslukuihin perustuneen logistisen regressiomallin ennustusvoimaa. Mallin ennustusvoimaa mitattiin sen kyvyllä ennustaa maksukyvyttömyyttä vuoden aikajänteellä. Malli luokitteli noin 87 % havainnoista oikein, kun luokkina olivat binäärimuuttujat maksukyvytön ja ei-maksukykyinen. Kyseinen luokitus kuvaa mallin tarkkuusastetta, joka mittaa sitä kuinka suuren osan ennustusjaksolla maksukyvyttömiksi ajautuvista yrityksistä malli pystyy ennustamaan. Teoriassa täydellinen

malli pystyisi ennustamaan kaikki maksukyvyttömyyteen ajautuvat yritykset oikein ja sen selitysaste olisi 100 %.

Ciampi ja Gordini (2009) tutkivat vastaavan tunnuslukuihin perustuvan logistisen regressiomallin ennustusvoimaa italialaisista valmistusalan yrityksistä koostuvalla aineistolla. Mallin tarkkuusaste vuoden ennustajaksolla oli noin 80 %. Terdpaopong ja Mihret (2011) suorittivat vastaavan testin thaimaalaisella aineistolla ja heidän mallinsa selitysvoima oli noin 90 %. Kyseisissä tutkimuksissa tehtiin myös vertailun vuoksi vastaavat testit lineaariseen erotteluanalyysin (*multiple discriminant analysis, MDA*) perustuen, mutta sen selitysvoima oli johdonmukaisesti heikompi.

Modina ja Pietrovito (2014) ennustivat italialaisella tutkimusaineistolla maksukyvyttömyyden syntymistä kolmen vuoden aikajänteellä. Tutkimusaineisto oli kohtuullisen laaja ja sisälsi 9 208 pk-yritystä. Yritykset myös edustivat melko laajasti eri toimialoja. Tutkimuksessa testattiin 48 taloudellisen muuttujan selitysvoimaa. Muuttujien määrää karsittiin ensin faktorianalyysin avulla, jonka jälkeen tilastollisesti merkitsevät muuttujat arvioitiin askeltavalla logistisella regressioanalyysillä.

Modinan ja Pietroviton (2014) tutkimuksen perusteella pääomarakenteella, kannattavuudella sekä omaisuuserien kiertoajoilla oli korkein selitysvoima maksukyvyttömyyden ennustamisessa. Oman pääoman määrä ja saatavuus suhteessa velkoihin sekä taseeseen oli merkittävin yksittäinen maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä selittänyt tekijä. Oman pääoman määrällä oli negatiivinen suhde maksukyvyttömyyden todennäköisyyteen, sillä korkeampi oman pääoman määrä vähensi maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä. Myös kannattavuudella ja omaisuuserien kiertonopeuksilla oli vastaava negatiivinen suhde. Mallin tarkkuusaste oli noin 80 %.

Edellä esiteltujen taloudellisten tunnuslukujen hyödyntämiseen perustuvien tutkimukset osoittavat, että taloudellisten tunnuslukujen perusteella pystytään ennustamaan merkittävä osa vuoden aikajänteellä maksukyvyttömyyteen ajautuvista yrityksistä. Kyseisten tutkimusten mallien tarkkuusindeksit maksukyvyttömyyden ennustamisessa vaihtelivat noin 75–80 % välillä.

Mallit kuitenkin luokittelivat keskimäärin joka neljännen tai viidennen maksukyvyttömäksi ajautuneen yrityksen maksukykyiseksi. Pk-yritysten suuren määrän takia tästä muodostuu vuositason rahoituslaitoksille merkittävä kappalemäärä väärin arvioituja yrityksiä. Näin ollen muutamankin prosenttiyksikön parannukset tarkkuusindeksissä voisivat tuoda huomattavia muutoksia lainaportfolion vuositason toteutuneiden maksukyvyttömyyksien kappalemäärään. Tämä on kilpailullisilla rahoitusmarkkinoilla toimiville pankeille tärkeää, sillä asiakkaiden maksukyvyttömyys aiheuttaa pankeille usein merkittäviä sivukustannuksia ja sitoo organisaatioresursseja asian selvittelyyn.

Toinen huomattava seikka on se, että mallien selitysvoimaa mitataan tyypillisesti tarkkuusindeksin avulla. Tarkkuusindeksi mittaa kuitenkin vain mallin kykyä erotella maksukyvyttömät yritykset maksukykyisistä binäärimuuttujana. Toisin sanoen, mikäli

maksukyvytön yritys ennustetaan maksukykyiseksi, laskee se tarkkuusindeksiä. Tarkkuusindeksi ei kuitenkaan huomio sitä, mikäli maksukykyisenä pysyvä yritys ennustetaan maksukyvyttömäksi. Tätä kutsutaan tyypin II –virheeksi luottoluokitusten tekemisessä (Sobehart, Keenan & Stein 2000). Tyypin I -virhe on puolestaan kyseessä, kun maksukyvyttömäksi ajautuva yritys ennustetaan maksukykyiseksi.

Oheinen taulukko 1 erittelee Altmanin ja Sabaton (2005), Ciampin ja Gordinin (2009), Terdpaopongin ja Mihretin (2011) sekä Modinan ja Pietroviton (2014) tutkimuksissa ilmenneet tyypin I ja II virheet.

Taulukko 1 Aikaisempien tutkimusten tarkkuusasteet sekä tyypin I ja II virheprosentit

Tutkimus	Tyypin I virheprosentti	Tyypin II virheprosentti	Tarkkuusaste
Altman & Sabato (2005)	11,8 %	27,9 %	87,2 %
Ciampi & Gordini (2009)	17,6 %	22,3 %	82,4 %
Terdpaopong & Mihret (2011)	10,4 %	0,6 %	89,6 %
Modina & Pietrovito (2014)	10,6 %	35,6 %	80,4 %

Taulukosta nähdään, että tyypin II virheprosentit ovat tyypillisesti selvästi tyypin I virheprosentteja korkeampia. Terdpaopongin ja Mihretin (2011) tutkimus on ainoa, jossa tyypin II virheprosentti on selvästi tyypin I virheprosenttia pienempi. Tämä on poikkeuksellisen pieni virheprosentti verrattuna muiden tutkimusten tuloksiin. Terdpaopong ja Mihret päätyivät tutkimuksessaan seuraavaan erotteluanalyysin avulla muodostettuun yhtälöön:

$$D_2 = -1,021 + 0,015 \times CATA - 0,01 \times LLTA + 0,007 \times WCTA + 0,154 \times DE + 0,001 \times TITA + 0,011 \times EBITTA \quad (4)$$

missä  $D_2$  on diskriminaattianalyysin pistetulos, jossa suuret negatiiviset arvot ennustavat konkurssiin hakeutumista

$CATA$  on lyhytaikaiset varat ÷ taseen loppusumma

$LLTA$  on pitkäaikaiset vastattavat ÷ taseen loppusumma

$WCTA$  on (lyhytaikaiset varat – lyhytaikaiset vastattavat) ÷ taseen loppusumma

$DE$  on velkarahoitus ÷ oma pääoma

$TITA$  on tilikauden laaja tulos ÷ taseen loppusumma ja

$EBITTA$  on tilikauden tulos ennen rahoituskustannuksia ja veroja ÷ taseen loppusumma.

Yhtälön avulla yritykset jaoteltiin kahteen ryhmään, joista toinen ennusti vuoden päästä todennäköisesti maksukyvyttömäksi ajautuvia yrityksiä ja toinen maksukykyisenä säilyviä. Mallissa negatiiviset tai heikosti positiiviset arvot muuttujista lisäävät

maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä. Myös velkarahoituksen määrä suhteessa omaan pääomaan sai aineiston yrityksillä usein negatiivisen arvon, sillä tappiota tekevien yritysten oma pääoma voi olla negatiivinen. Muuttujien painokertoimia arvioitaessa voidaan nähdä, että velkarahoituksen määrällä suhteessa omaan pääomaan oli selvästi muita muuttujia suurempi painoarvo. Tämä voi kuitenkin johtua käytetystä tutkimusaineistosta.

Tutkimuksen otos oli kohtuullisen pieni: 266 yritystä, joista 68 maksukyvyttömäksi ajautunutta yritystä valittiin oikeuden pitämästä konkurssitietokannasta. Maksukykyiset yritykset valittiin puolestaan kauppaministeriön tietokannasta, joka sisältää Thaimaan menestyneimmät pienyritykset. On mahdollista, että maksukyvyttömien yritysten velkaluvut olivat jo vuosi ennen konkurssia huomattavan heikot, sillä velkamittareiden ja likviditeetin merkitys oli selkeästi suurempi kuin esimerkiksi Altmanin ja Sabaton (2005) tutkimuksessa. Mikäli yritysten oma pääoma oli esimerkiksi jo vuosi ennen konkurssihakemuksen asettamista negatiivinen, voi tunnuslukujen erot taloudellisesti maksukykyisiin yrityksiin verrattuna muodostua huomattavan suuriksi. Näin ollen malli ei myöskään aiheuta kyseisellä aineistolla juurikaan tyyppin II virheitä, joissa maksukyvyttön yritys arvioidaan maksukykyiseksi, koska malli pystyy erottelemaan maksukykyisenä säilyvät ja maksukyvyttömäksi ajautuvat yritykset niiden toisistaan selvästi eroavien tunnuslukujen ansiosta.

Yleisesti tyyppin II virheet eivät kuitenkaan ole rahoituslaitoksille yhtä kalliita kuin tyyppin I -virheet, koska ne edustavat lähinnä vaihtoehtoiskustannuksia menetetyistä liiketoimintamahdollisuuksista. Toisaalta laina-asiakkaat tuovat myös muuta liiketoimintaa rahoituslaitoksille ja tämän vuoksi vaihtoehtoiskustannukset voivat olla merkittäviä.

Edellä esiteltujen tutkimusten tuloksista on lisäksi huomioitava, että yrityksiä ei tutkimuksissa jaoteltu eri riskiluokkiin. Tämän johdosta saavutetut tulokset tutkimusten tarkkuusasteiden osalta eivät ole vertailukelpoisia tämän tutkimuksen tulosten kanssa, sillä tässä tutkimuksessa yritykset on jaoteltu seitsemään riskiluokkaan. Mallit, jotka erottelevat yhtiöt vain maksukykyisiin ja maksukyvyttömiin ovat hyödyllisiä merkitsevien muuttujien löytämisessä, mutta rahoitusmarkkinoiden toimijoiden tulisi pystyä myös erottelemaan yritykset edelleen riskiluokkiin, jotta yritysten rahoituskustannukset vastaavat niiden riskitasoa.

### 3.2 Finnveran luottoluokitusmalli pk-yrityksille

Finnvera on Suomen valtion omistama erityisrahoituslaitos, jonka ohjauksesta vastaa työ- ja elinkeinoministeriö. Finnvera on myös Suomen virallinen vientitakuulaitos (*Export Credit Agency, ECA*), jonka tarkoituksena on tukea suomalaista vientiä. Finnveralla on poikkeuksellinen asema suomalaisilla rahoitusmarkkinoilla, sillä sen toiminnan ta-

voitteet eivät ole täysin markkinalähtöisiä, vaan sen toiminnan päätavoitteita ovat yritysten kasvun, kansainvälistyminen ja viennin kilpailukyisen rahoituksen turvaaminen. Nämä tavoitteet luovat perustan Finnveran operatiiviselle toiminnalle sekä riskipolitiikalle. Finnveran roolina on täydentää rahoitusmarkkinoiden toimintaa tarjoamalla rahoitusta ja takauksia kohteille, joista kaupalliset pankit eivät ole valmiita kantamaan täyttä riskiä. Pääsääntöisesti tavoitteena on jakaa riski kaupallisten pankkien kanssa, mutta Finnveran toimintamandaatin mukaisesti sen on myös mahdollista kantaa pääosa rahoitettavan kohteen riskistä. (Finnveran tilinpäätös 2015.)

Finnveran toiminnan luonteen ja tavoitteiden vuoksi sen riskiportfolio ei välttämättä vastaa täysin kaupallisen pankin riskiportfolioa. Esimerkiksi pk-rahoituksessa valtio kattaa osan Finnveralle syntyvistä luottotappioista tappiokorvauksilla, mikä mahdollistaa korkeariskisempien kohteiden rahoittamisen. Valtion luotto- ja takaustappioista maksama korvaus vaihtelee hankekohtaisesti. Korvaus on 35–80 prosenttia tappiosta ja keskimäärin se on noin 55 prosenttia voimassa olevasta vastuukannasta (Finnveran tilinpäätös 2015). Pitkällä aikavälillä Finnveran luotto- ja takaustoiminnan palkkioiden ja korkotulojen on kuitenkin tarkoitus kattaa toiminnasta syntyvät tappiot. Näin ollen Finnveran luotto- ja takaustoiminnan lähtökohtana on pääsääntöisesti lähes markkinalähtöistä toimintaa vastaava hankkeiden ja yrityskohtaisten riskien arvioiminen. (Finnveran tilinpäätös 2015.)

Toiminnan markkinalähtöisyys tarkoittaa sitä, että Finnveran ottamien riskien tulee lähtökohtaisesti perustua todennettuihin analyysi- ja riskinhallintaprosesseihin. Hankkeiden taustalla olevien yritysten analysointiin liittyy kiinteästi Finnveran sisäiset luottoluokitusprosessit. Sisäisten luottoluokitusprosessien tarkoituksena on helpottaa riskikohteen riskitason hahmottamista ja riskikohteesta perittävän riskikorvauksen määrittämistä. Luottoluokitusprosessin laajuus ja sisältö riippuvat hankkeen euromääräisestä vastuusta. Keskimäärin voidaan sanoa, että mitä suurempi euromääräinen vastuu on, sitä laajempi ja huolellisempi luottoluokitusprosessi on. Yli 35 000 euron vastuissa luottoluokitusprosessi perustuu aina työntekijän suorittamaan riskipisteytykseen kohdeyrityksestä tai kyseessä olevasta hankkeesta. Alle 35 000 euron vastuissa prosessi perustuu puolestaan tietokoneohjelman suorittamaan mekaanisen taloudellisten tunnuslukujen pisteytykseen (Finnveran tilinpäätös 2015). Tämän tutkielman tutkimusaineistoksi on valittu yli 35 000 euron vastuun sisältävät riskiluokitukset, jotka perustuvat aina työntekijän suorittamiin kvalitatiivisiin ja kvantitatiivisiin tekijöihin perustuviin riskipisteytyksiin.

Finnveran käyttämä pk-yritysten luottoluokitusmalli on kahdeksanportainen luokitusasteikko, jossa A1 vastaa parasta mahdollista luokitusta ja B2 vastaa heikointa rahoituskelpoista yritystä. B3:a pidetään luokkana, jonka rahoittamiseen tarvitaan erityisiä perusteita tai riskiä pienentäviä tekijöitä, sillä B3 yritysten liiketoiminnallinen kannattavuus ja rahoituskulujen kantokyky on heikko. C-luokkaan reitattavat yritykset ovat jo



merkittävässä maksuvaikeuksissa ja useimmiten luotoissa on syntynyt vähintäänkin maksuviiveitä. D-luokkaan reitataan yritykset, jotka ovat konkurssissa, hakeneet yritys-saneerausta tai joiden liiketoiminta on muuten lakannut. (Jokinen, keskustelu 12.10.2016.). Riskiluokat ja niiden kuvaukset on esitelty taulukossa 2.

Taulukko 2 Finnveran kotimaisen pk-rahoituksen riskiluokat (Jokinen 2009)

Riskiluokka	Riskiluokan määritelmä	Riskipisteet
A1	Yrityksen toiminta on ollut erittäin kannattavaa useita vuosia ja sen arvioidaan säilyvän kannattavana ennustejakson ajan. Yrityksen vahva taloudellinen asema turvaa toiminnan jatkumisen useaksi vuodeksi.	94-100
A2	Yrityksen toiminta on jatkunut kannattavana useita vuosia ja sen vakaa taloudellinen asema turvaa toiminnan jatkumisen ennustejakson ajan.	87-93
A3	Yrityksen toiminta on kannattavaa. Toiminnan riskitekijän on tiedostettu ja hallinnassa. Lähitulevaisuuteen ei sisälly merkittäviä uhkatekijöitä.	78-86
B1	Yrityksen toiminta on kannattavaa ja yritys on joko kasvu-uralla tai vakiinnuttamassa toimintaansa. Häiriötekijöiden sietokyky on alentunut tyydyttävälle tasolle.	66-77
B2	Yrityksen toiminnan kannattavuus vaihtelee tai yritys on vasta saavuttamassa kannattavan liiketoimintatason. Yrityksen toiminta voi myös olla alkuvaiheessa. Yritys on altis toimintaympäristössä tapahtuville muutoksille ja häiriötekijöiden sietokyky on alhainen.	50-65
B3	Yrityksen taloudellinen tilanne on heikko. Yrityksen toiminta voi olla kannattamatonta tai sillä voi olla rahoitusvaikeuksia. Nämä voivat johtaa toiminnan tai rahoituksen uudelleenjärjestelyihin. Yrityksen toiminta voi myös olla alkuvaiheessa. Sisäisten ja ulkoisten häiriötekijöiden sietokyky on heikko.	28-49
C	Yritys on merkittävässä toiminnallisissa tai taloudellisissa vaikeuksissa. Yrityksen pelastaminen vaatii voimakkaita saneeraustoimenpiteitä.	1-27
D	Yritys on maksukyvytön.	0

Yrityksen riskiluokka määräytyy sen saamien riskipisteiden perusteella. Riskipisteiden antaminen perustuu kvalitatiivisia ja kvantitatiivisia muuttujia mittaavaan riskiluokitusmalliin. Mallissa yrityksille annetaan pisteitä johtamisen, liiketoiminnan ja talouden osa-alueilta. Eri osa-alueiden pisteytykset lasketaan yhteen niiden painokerto-

mien perusteella ja lopputuloksena muodostuu kokonaispistemäärä, joka kuvaa yrityksen riskiluokkaa. Mallin suurin mahdollinen pistemäärä on sata pistettä ja pienin mahdollinen nolla pistettä.

Riskipisteiden määrittämiseen käytettävä pk-yritysten luottoluokitusmalli on esitelty taulukossa 3. Taulukon vasemmassa reunassa on esitelty pisteytettävät aihealueet, jotka ovat johtaminen, liiketoiminta sekä talous. Johtaminen sisältää kaksi pisteytettävää osa-aluetta, jotka ovat omistus ja yhtiö rakenne sekä avainhenkilöt ja organisaatio. Liiketoiminta ja talous puolestaan sisältävät kolme pisteytettävää osa-aluetta.

Taulukko 3 Finnveran pk-yritysten riskiluokitusmalli (Jokinen, sisäinen materiaali 12.10.2016)

Pisteytettävä aihealue	Painoarvo	Pistemäärä				
<b>Johtaminen</b>	<b>30</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>
Omistus ja yhtiö rakenne	10					
Avainhenkilöt ja organisaatio	20					
<b>Liiketoiminta</b>	<b>30</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	10					
Markkinointi ja kilpailukyky	10					
Toimintapuitteet	10					
<b>Talous</b>	<b>40</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>5</b>
Kannattavuus	20					
Rahoituksen riittävyys	5					
Rahoitusrakenne	15					

Riskiluokitusmallin painoarvot kuvastavat aihealueiden prosenttimääräisiä painotettuja osuuksia koko mallista. Esimerkiksi johtamisen painoarvo on 30, joka vastaa 30 prosenttia mallista. Painoarvo muodostuu omistuksesta ja yhtiö rakenteesta sekä avainhenkilöistä ja organisaatiosta, jotka muodostavat 10 ja 20 prosenttia mallista. Liiketoiminnan kolmen osa-alueen yhteenlaskettu painoarvo on 30 ja talouden puolestaan 40.

Pistemäärät on rajoitettu välille 1–5. Viisi on paras mahdollinen pistemäärä yksittäisestä osa-alueesta, ja se edustaa erinomaista arviota kyseistä osa-alueesta. Kolme edustaa keskimääräistä arviota ja yksi puolestaan huonointa mahdollista arviota. Osa-alueiden ja pistemäärien arvioimista varten Finnveralla on käytössään sisäisiä ohjearvoja ja määritelmiä, joita tutkimuksessa ei ole avattu. Osa-alueet sisältävät kuitenkin useita alakohtia, joita tulisi huomioida pistemäärää arvioitaessa. Esimerkiksi omistuksen ja yhtiö rakenteen kohdalla tulisi arvioida omistajaa, oman pääoman saatavuutta, omistuksen tuomaan lisäarvoa sekä omistajan sitoutuneisuutta.

Yksittäisille osa-alueille annetut pistemäärät lasketaan yhteen painotettuna osa-alueiden painoarvoilla, ja tämän myötä saadaan riskiluokituspisteytys, joka on nollan ja sadan pisteen välillä. Lopullinen riskiluokituspisteytys saadaan laskettua seuraavasta kaavasta:

$$f(x) = \sum_{i=1}^7 (w_i \times \frac{z_i}{y}) \quad (5)$$

missä  $f(x)$  kuvastaa yhteenlaskettua riskiluokituspisteystystä,  $w_i$  osa-alueen painoarvoa,  $z_i$  osa-alueelle annettua pistemäärää ja  $y$  osa-alueen mahdollista maksimipistemäärää. Mikäli esimerkiksi omistuksen ja yhtiörakenteen pistemäärä olisi kolme, laskettaisiin sen vaikutus mallin kokonaispisteitykseen seuraavasti:  $10 \times 3p/5 = 6p$ .

## **4 KVALITATIIVISTEN TEKIJÖIDEN MERKITYS YRITYKSEN TALOUDELLISEEN SUORITUSKYKYYN**

### **4.1 Kvalitatiivisten tekijöiden merkityksen tunnistaminen**

Laaja tutkimusten kirjo on kiistatta osoittanut, että taloudellisilla tunnusluvulla on vahva selitysvoima maksukyvyttömyyden ennustamisessa. Nämä tutkimukset ovat kuitenkin ennustaneet maksukyvyttömyyttä pääosin yhden vuoden aikajänteellä. Näiden kvantitatiivisten mallien selitysvoima heikkenisi selvästi, mikäli kyseessä olisi pidempi ennustejakso (Altman & Sabato 2005). Toinen ongelma tutkimuksissa on ollut kohdeyritysten koko. Usein tutkimusaineiston yritysten liikevaihto on selvästi yli kymmenen miljoonaa dollaria, jolloin on luonnollista, että yrityksistä on saatavilla enemmän taloudellista informaatiota.

Altman, Sabato ja Wilson (2010) osoittivat, että kvalitatiivisten muuttujien lisääminen ennustemalliin voi lisätä sen selitysvoimaa merkittävästi. Heidän englantilaisella aineistolla tekemässä tutkimuksessa mallin ennustuskky parani noin kymmenellä prosentilla. Tiukasti kilpailluilla rahoitusmarkkinoilla muutaman prosenttiyksikön muutoksella voi olla huomattava vaikutus rahoituslaitoksen kannattavuuteen ja sitä kautta yritysten maksamiin lainamarginaaleihin. Tämän vuoksi mahdollisen kvalitatiivisten muuttujien tuoman lisäarvon tunnistaminen on tärkeää.

Ma, Ansell ja Andreeva (2016) julkaisivat kirjallisuuskatsauksen, jossa on summattu yhteen tärkeimmät yrityksen kvalitatiivisia ominaisuuksia koskevat havainnot aikaisemmista tutkimuksista. Tutkimuksissa on tutkittu erinäisten muuttujien vaikutusta yrityksen taloudelliseen menestykseen. Oheisessa taulukossa 4 on esitelty yleisimmin havaitut muuttujat. Tutkimukset, joissa on tutkittu vain yhden tai kahden muuttujan merkitystä on jätetty taulukosta pois niiden erilaisen tutkimusnäkökulman takia. Ma, Ansellin ja Andreevan tutkimustulosten katsauksen perusteella voidaan todeta, että merkittävä osa kvalitatiivisia muuttujia analysoineista tutkimuksista on keskittynyt ainakin osittain johdon ja sen osaamisen analysointiin. Tämä johtunee osittain rajoitetusta pk-yrityksiä koskevasta laadullisen tiedon saatavuudesta.

Taulukko 4 Yrityksen taloudelliseen menestykseen vaikuttavat tekijät (Ma, Ansell ja Andreeva 2016, mukailten)

	Larson & Chute (1979)	Haswel & Holmes (1989)	Gaskill ym. (1993)	Lussier (1995), Lussier & Halabi (2010)	Maes ym. (2005)	Carter & Van Auke (2006)	Van Gelder ym. (2007)	Ihua (2009)	Isachenkova & Weeks (2009)
Henkinen pääoma, osaaminen	x						x		x
Koulutus	x			x	x				x
Liiketoimintakokemus		x	x	x	x	x	x	x	x
Talous- ja kirjanpito-osaaminen	x	x	x	x	x	x		x	
Markkinointiosaaminen	x			x		x			
Suunnitelmallisuus	x		x	x	x	x	x	x	
Tavoitteiden kunnianhimoisuus							x		x
Päätöksenteon perusteellisuus	x	x			x	x			
Eksperttiosaamisen hyödyntäminen	x	x		x					

## 4.2 Aikaisempien tutkimusten perusteella merkittävimmät osa-alueet

### 4.2.1 Johdon osaaminen ja henkilöstö

Pk-yritysten taloudellista suorituskyykyä koskevat tutkimukset ovat useimmiten tutkineet yhtiöiden menestystekijöitä tai taloudellisiin ongelmiin johtaneita syitä. Laadullisten tekijöiden analysointiin keskittyneet tutkimukset ovat tyypillisesti toteutettu kyselyinä yrityksille. Kyselyiden vastauksia on analysoitu useimmiten faktorianalyysillä ja logistisilla regressiomalleilla. Faktorianalyysin avulla vastauksista on muodostettu laajempia osa-aluekokonaisuuksia, jotka selittävät menestystä tai menestyksen puutetta. Logistisilla regressiomalleilla on mitattu sekä koko ennustemallin että yksittäisten muuttujien merkitsevyyttä. Tutkimusten tulosten perusteella useimmiten havaitut pk-yritysten menestykseen vaikuttavat aihealueet liittyvät johdon osaamiseen ja henkilöstöön, tuotteisiin ja toimialaan sekä omistus- ja päätöksentekorakenteeseen.

Menestyvien yritysten toimintaa selittävien muuttujien mahdolliset heikot arvot eivät välttämättä ennusta maksukyvyttömyyden syntyä. Intuiivisesti ajateltuna voidaan kuitenkin olettaa, että heikot tulokset näiden muuttujien osalta voisivat osaltaan selittää yrityksen heikkoa menestystä, ja näin ollen ennustaa maksukyvyttömyyden todennäköisyyden kasvua. Lisäksi kvalitatiivisten tekijöiden tilastollista vaikutusta maksukyvyttö-

myyden syntymiseen on tutkittu verrattain vähän. Menestystekijöitä tai niiden puutetta käsitelleet tutkimukset on sisällytetty lukuun sen takia, että taloudelliseen suorituskyyntä vaikuttavista laadullisista muuttujista saataisiin mahdollisimman kattava kuva tarkempien tilastotestien arvioimista varten.

Gaskill, Van Auken ja Manning (1993) tutkivat amerikkalaisten pk-yritysten epäonnistumisten syitä. Epäonnistumisen mittarina käytettiin liiketoiminnan loppumista tai lopettamista. Tutkimuksessa hyödynnettiin pääkomponenttianalyysia merkityksellisten tekijöiden tunnistamisessa. Tutkijoiden mukaan johdon osaaminen oli merkittävin yksittäinen komponentti, johon liittyi monia eri osa-alueita kuten hinnoittelu, liiketoimintasuunnitelmat sekä mainostaminen ja tuotteet. Tutkijoiden mukaan johdon osaaminen tulisi nähdä ennen kaikkea laaja-alaisena yhteenvetona, joka käsittää monia laadullisia osa-alueita.

Toiseksi merkittävin komponentti Gaskillin, Van Aukenin ja Manningin (1993) tutkimuksessa oli toimittajasuhteiden hallinta, mikä voidaan linkittää kvantitatiivisiin tilinpäätöstunnuslukuihin perustuneisiin tutkimuksiin, joissa käyttöpääoman hallinnalla on havaittu olevan merkitystä. Hyvät toimittajasuhteet ovat osoitus johdon osaamisesta ja liiketoimintaan liittyvien suhdeverkostojen hallinnasta. Heikot toimittajasuhteet puolestaan kuvastavat johdon heikkoa osaamista ja puutteita liiketoimintaan liittyvien suhdeverkostojen hallinnassa.

Gaskillin, Van Aukenin ja Manningin (1993) tutkimuksen painoarvoa vähentää kuitenkin se, että kyseinen tutkimus oli suoritettu vain vaatealan vähittäismyyjistä koostuvalla aineistolla. Tutkimuksessa ei tarkasteltu toimialan vaikutusta tuloksiin, mutta todennäköisesti toimialalla on kuitenkin ollut merkittävä vaikutus tutkimustuloksiin sekä havaittujen komponenttien selitysvoimaan. Toisekseen tutkimuksen aikajänne oli kohtalaisen lyhyt, 1987–1991, jonka myötä makrotaloudelliset muuttujat ovat voineet vaikuttaa tuloksiin. Nykyiset tutkimukset ovat nimittäin osoittaneet, että makrotalouden kehityksellä ja toimialalla on huomattava vaikutus maksukyvyttömyyden todennäköisyyteen (Aretz & Pope 2013).

Lussier (1995) suoritti tutkimuksen menestyneiden ja maksukyvyttömyyteen ajautuneiden pk-yritysten eroista yhdysvaltalaisella aineistolla, jossa hän kontrolloi toimialan ja yrityksen iän vaikutuksia tuloksiin. Lussier testasi yhteensä viidentoista laadullisen muuttujan vaikutusta. Lussierin tulosten perusteella tilastollisesti merkitseviä ja vastausten perusteella selitettäviä tekijöitä olivat henkilöstö, ammatillisen osaamisen ja avun saatavuus sekä liiketoimintasuunnitelmien taso. Sekä liiketoimintasuunnitelmien laadulla että ammatillisen osaamisen ja avun saatavuudella oli positiivinen yhteys yrityksen menestykseen. Lussierin malli perustui hänen kehittämänsä menestymisen ja epäonnistumisen malliin (*Success/Failure model*), joka vastaa pitkälti regressiomallia.

Lussier toisti tutkimuksensa myöhemmin kroatialaisella (Lussier & Pfeifer 2001) ja chileläisellä aineistolla (Lussier & Halabi 2010). Kroatialaisella aineistolla suoritettussa

tutkimuksessa yksittäisiä tilastollisesti merkitseviä muuttujia olivat henkilöstö sekä johdon koulutustaso. Henkilöstön palkkaamisen haastavuudella oli negatiivinen yhteys menestykseen, kuten myös amerikkalaisella aineistolla suoritettussa tutkimuksessa. Maksuongelmiin ajautuneet yritykset kokivat palkkaamisen keskimäärin helpommaksi. Amerikkalaisella aineistolla suoritettua tutkimuksesta poiketen liiketoimintasuunnitelmien laadukkuus ei ollut tilastollisesti merkitsevä muuttuja. Chileläisellä aineistolla suoritettussa tutkimuksessa yksittäisistä muuttujista vain liiketoimintasuunnittelu oli tilastollisesti merkitsevä viiden prosentin merkitsevyystasolla. Malli toimi kokonaisuutena kohtuullisen hyvin, mutta muuttujien välisten suhteellisten korkeiden multikollineaarisuuksien johdosta vain liiketoimintasuunnitelmien taso oli tilastollisesti merkitsevä. Aikaisempien Lussierin tutkimusten mukaisesti kirjanpidon laadulla ja aikaisemmalta kokemuksella johtotehtävistä oli positiivinen yhteys yrityksen menestykseen.

Lussierin tutkimuksien perusteella voidaan todeta, että riskiluokittelussa käytettyjen kvalitatiivisten muuttujien välillä esiintyy todennäköisesti usein korkeaa multikollineaarisuutta, ja on vaikea sanoa, mikä yksittäisistä muuttujista todellisuudessa aiheuttaa riskin. Tulokset myös vaikuttivat vaihtelevan hieman erilaisissa toimintaympäristöissä. Amerikkalaisella tutkimusaineistolla muodostetun mallin selityskyky oli selvästi korkein ja toiseksi korkein se oli chileläisellä aineistolla, kroatialaisen mallin selityskyvyn ollessa alhaisin. Tämä järjestys vastaa maiden taloudellista kehitystä bruttokansantuotteella mitattuna. Tulokset voivat olla merkki siitä, että vähemmän kehittyneissä maissa systeemiriskeillä ja makrotaloudellisella kehityksellä on suurempi merkitys kuin pitkälle kehittyneissä teollisuusmaissa, joissa yrityskohtaisten tekijöiden merkitys on suurempi.

Carter ja Van Auken (2006) tutkivat syitä, jotka ovat johtaneet pk-yritysten konkurssiin. Tutkimus perustui viime aikoina konkurssiin ajautuneille pk-yrityksille lähetettyyn kyselyyn. Kyselyssä yrittäjät määrittelivät tärkeimmät konkurssiin johtaneet syyt. Yrittäjien vastausten perusteella suoritettussa faktorianalyysissä tietotaso nousi velkatason sekä toimintaympäristön ohella merkitseväksi ryhmäksi. Tietotasoon liittyivät esimerkiksi johdon osaaminen sekä taloustuntemus. Johdon osaaminen ja taloustuntemus oli tilastollisesti merkitsevä selittäjä myös logistisella regressiolla suoritettussa testissä.

#### **4.2.2 Toimiala**

Gaskillin, Van Aukenin ja Manningin (1993) tutkimuksen faktorianalyysin tulosten perusteella yrityksen kilpailutilanteella toimialan sisällä on merkittävä vaikutus yritysten epäonnistumisessa. Kilpailutilanteeseen liittyy erityisesti kyvyttömyys kilpailla muita markkinatoimijoita sekä kilpailijoita vastaan, jota voi pitää luonnollisena seurauksena yrityksen heikosta kilpailutilanteesta toimialan sisällä.

Carterin ja Van Aukenin (2006) tutkimuksen mukaan toimintaympäristö oli yksi kolmesta pääkomponentista konkurssia selitettäessä. Kyseinen komponentti käsitti esimerkiksi taloustilanteen sekä kilpailuympäristön tiukkuuden. Toimiala oli yksittäisenä muuttujana tilastollisesti merkitsevä regressioanalyysissä. Erityisesti vähittäiskaupalla oli selkeä yhteys konkurssin todennäköisyyden kasvuun. Tutkijoiden otoskoko oli kuitenkin vain muutamia satoja yrityksiä ja lisäksi tutkimus toteutettiin kyselynä vuonna 2003. Tämän johdosta esimerkiksi vuoden 2000 talouskriisillä on saattanut olla vaikutusta tutkimuksen tuloksiin.

Myös Altman, Sabato ja Wilson tulivat tutkimuksessaan (2010) siihen tulokseen, että toimialalla on selkeä tilastollinen vaikutus pk-yrityksen maksukyvyttömyyteen. Keskimääräistä velkaantuneemmilla ja heikomman likviditeetin omaavilla toimialoilla maksukyvyttömyyden riski on korkeampi. Kyseisen tutkimuksen tuloksia voi pitää tilastollisesti merkitsevinä ja hyvin vertailukelpoisina ainakin korkean elintason OECD-maissa suoritettuihin tutkimukseen. Tutkimusaineisto oli vuosilta 2000-2007 ja sisälsi peräti 5,7 miljoonaa havaintoa.

Toimialan merkitystä pk-yritysten maksukyvyttömyyden syntymiseen on kuitenkin tutkittu yleisellä tasolla suhteellisen vähän. Merkittävä osa pk-yritysten maksukyvyttömyyttä ennustaneista tutkimuksista on nimittäin keskittynyt tietyn toimialan yritysten analysointiin. Suurempien yritysten analysointiin keskittyneet tutkimukset ovat puolestaan osoittaneet, että maksukyvyttömyyden todennäköisyydet eroavat usein toimialojen kesken (Aretz & Pope 2013). Aretzin ja Popen tutkimus osoitti, että toimialan globaali luonne lisää maksukyvyttömyyden riskin ja toimialan kehityksen välistä korrelaatiota. Korkeimmat maksukyvyttömyyden riskin ja toimialan kehityksen väliset korrelaatiot mitattiin tupakkateollisuudesta, hiiliteollisuudesta ja kaivosteollisuudesta, joita voi pitää hyvin globaaleina toimialoina. Esimerkiksi rakentamisen, tekstiiliteollisuuden ja kuljetusteollisuuden osalta taas kotimaan talouskehityksellä oli toimialan kehitystä merkittävämpi korrelaatio.

Tämän tutkimuksen kannalta mielenkiintoisin havainto Aretzin ja Popen tutkimuksesta (2013) on se, että arvioitaessa pk-yritysten toimialan vaikutusta yrityksen riskiluokitukseen, tulisi ensin hahmottaa toimialan luonne. Toimialaa arvioitaessa pitäisi ensin pystyä arvioimaan onko se riippuvainen kotimarkkinoiden vain kansainvälisten markkinoiden kehityksestä. Tämän lisäksi tulisi pystyä arvioimaan sitä, onko toimialan kehitys riippuvainen kotimaan talouskasvusta vai toimialakohtaisista tekijöistä.

Esimerkiksi Modinan ja Pietroviton (2014) italialaisten pk-yritysten aineistolla suorittamassa tutkimuksessa yritykset oli jaoteltu kolmeen toimialaan, jotka olivat valmistustoiminta, kaupallinen ala sekä palveluala. Tutkimuksen tulosten perusteella maksukyvyttömyyden todennäköisyydessä oli eroja toimialojen välillä, sillä valmistustoiminnan ja kaupallisen toiminnan osalta maksukyvyttömäksi ajautui 3,98 % ja 3,74 % aineiston yrityksistä, kun palveluiden osalta vastaava luku oli 2,83 %.



Viime vuosikymmenien taloushistoria on osoittanut, että toimialojen maksukyvyttömyyden todennäköisyydet vaihtelevat myös toimialojen taloussykkien mukana, jotka eroavat toisistaan. Esimerkiksi tämän hetkiset alhaiset energia- ja hyödykehinnat ovat johtaneet öljy- ja kaasualan yritysten maksukyvyttömyyksien selvään kasvuun vuoden 2015 lopulta lähtien. Vuonna 2015 maksukyvyttömyyteen ajautui 56 kappaletta Moody's:in reittaamista yhdysvaltalaisista yhtiöistä, ja 25 näistä oli öljy- ja kaasualalta. (Moody's Investor Services 2015). Alhaisten energiahintojen johdosta yhtiöiden tuotantokustannukset ovat ylittäneet lopputuotteiden hinnat, mikä on johtanut likviditeetti- ja kassavirtaongelmiin.

#### **4.2.3 Omistusrakenne ja hallituksen koostumus**

Pk-yrityksissä toimivan johdon ja omistajien raja on usein häilyvä. Yritysten omistajat toimivat usein myös yrityksen johdossa ja hallituksessa. Vaikka yritys eriyttäisi yhtiön toimivan johdon ja omistuksen palkkaamalla ulkopuolisen johtajan, on yrityksen omistajilla yleensä edelleen merkittävä päätösvalta yrityksessä. Yhtiön strategia ja merkittävät liiketoiminnalliset päätökset ovat pk-yrityksissä useimmiten viime kädessä yhtiön omistajan ja mahdollisen hallituksen päätettävissä. Intuitiivisesti voitaisiin olettaa, että tällöin omistusrakenteella ja hallituksen koostumuksella voi olla myös vaikutusta yrityksen taloudellisen suoriutumiseen.

Pk-yritysten omistusta ja hallitusrakennetta käsitelleissä tutkimuksissa on saavutettu vaihtelevia tuloksia. Esimerkiksi perheomistuksen on löydetty vaikuttavan positiivisesti yrityksen taloudelliseen suoriutuskykyyn (Chu 2009). Toisaalta esimerkiksi toimivan johdon omistamien yritysten on löydetty kasvavan hitaammin kuin pääomasijoittajien omistamien yritysten (Lappalainen & Niskanen 2009).

Pk-yritysten perheomistuksen vaikutus yritysten taloudelliseen suoriutuskykyyn on aihealue, jota on tutkittu paljon, mutta vaihtelevin tuloksin. Barbera ja Moores (2013) havaitsivat, että perheyriyten toimintaan sidotun pääoman tuottavuus on keskimäärin heikompi kuin ei-perheomisteisten. Toisaalta perheomisteisten yritysten työntekijäkohtainen tuottavuus oli korkeampi, ja kun molemmat muuttujat huomioitiin osaksi kokonaisuutta, ei perheomisteisten ja muiden yritysten tuottavuudessa suhteessa käytettyihin panoksiin ollut tilastollista eroavaisuutta. Barbera ja Moores perustelevat tuloksia sillä, että perheomisteiset yritykset ovat keskimäärin vähemmän halukkaita suorittamaan suuria pääomaintensiivisiä projekteja, jotka nostavat yrityksen velkaantuneisuuden korkealle tasolle. Perheomisteiset yritykset vaikuttaisivat kuitenkin pystyvänsä hyödyntämään työvoimaa tehokkaammin sekä työvoimakustannusten että työvoiman pysyvyyden osalta.

Burgstaller ja Wagner (2015) tutkivat perheomistuksen vaikutusta pk-yritysten velkarakenteeseen. Heidän tutkimusaineistonsa käsitti 470 pankkirahoituksen piirissä ollutta itävaltalaista pk-yritystä vuosilta 2005–2010. Tutkimuksen tuloksia voi pitää vertailukelpoisina kotimaista tutkimusta ajatellen, sillä Itävallan ja Suomen rahoitusmarkkinat ovat kohtuullisen samankaltaiset molempien pohjautuessa pitkälti pankkipohjaiseen rahoitukseen. Tutkimuksen perusteella yritykset, joiden alkuperäinen perustaja on säilynyt yrityksen omistajana ja johtajana, ovat nopeampia muokkaamaan pääomarakennettaan velkatason noustessa kuin perheyrietykset, joiden omistus ja johtaminen on siirtynyt nuoremmille sukupolville. Lisäksi perheomisteisen yritysten velkataso nousee keskimäärin vähemmän taseen kasvaessa kuin ei-perheomisteisten yritysten, mikä viittaa konservatiivisempaan riskinäkökulmaan.

Brunninge, Nordqvist ja Wiklund (2007) havaitsivat ruotsalaisella pk-yritysten aineistolla suorittamassa tutkimuksessaan, että ulkopuolisilla hallitusjäsenillä oli positiivinen yhteys pk-yritysten kykyyn suorittaa tarvittavia liiketoiminnallisia strategiamuutoksia erityisesti toimivan johdon omistamissa yrityksissä. Tutkimuksessa ulkopuoliksi katsottiin henkilöt, jotka eivät omistaneet osuutta yrityksestä tai olleet osallisena sen operatiivisessa toiminnassa. Tutkimusten perusteella vastaavia strategisia hyötyjä on mahdollista saavuttaa myös laajentamalla yrityksen strategiapohdintaan osallistuvien henkilöiden lukumäärää ilman ulkopuolisten läsnäoloa. Avainasemassa vaikutti olevan strategisien päätöksenteon sisällyttäminen usean henkilön vastuulle, jolloin se ei ole pelkästään toimitusjohtajan tai yksittäisen omistajan vastuulla.

Aihealueen vaihtelevista tutkimustuloksista huolimatta voidaan kuitenkin todeta, että omistusrakenteella ja hallituksella näyttäisi olevan selvä vaikutus pk-yritysten taloudelliseen suorituskyykyyn. Omistuksen ja hallituksen koostumuksen rakenteesta riippuen vaikutus voi puolestaan olla positiivinen tai negatiivinen.

Kappaleessa esiteltyjen laadullisten tekijöiden lisäksi aikaisemmissa tutkimuksissa on havaittu lukuisia yksittäisiä laadullisia tekijöitä, joilla on osoitettu olevan vaikutusta yhtiön taloudelliseen suorituskyykyyn, ja sitä kautta mahdollisesti maksukyvyttömyyden syntymiseen. Täysin kattavan listauksen tekeminen on tutkimusten määrän takia lähes mahdotonta, mutta kappaleessa esitelty useimmiten aikaisemmissa tutkimuksissa havaitut merkitsevät tekijät osoittavat, että laadullisilla tekijöillä on merkitystä taloudellisen suorituskyyvyn ennustamisessa.

## **5 LUOTTOLUOKITUSMALLIN TILASTOLLINEN TESTAAMINEN**

### **5.1 Aineisto**

Tutkimusaineisto koostuu Finnveran kotimaisista pk-yritysten luottoluokituksesta vuosilta 2004–2014. Aineisto sisältää Finnveran sisäiset luottoluokitukset yli 35 000 euron vastuumäärille kotimaan rahoituksessa. Yli 35 000 euron vastuumäärien luokittelu perustuu työntekijän tekemään luottoluokitukseen yhtiökohtaisista kvalitatiivista ja kvantitatiivista tekijöistä. Aineistoon kuuluvat yhtiöt lukeutuvat liiketoimintansa koon osalta kansainvälisiin pk-yritysten määritelmiin (Baselin komitea 2004). Kansainvälisiin tutkimuksiin verrattuna aineisto sisältää kuitenkin selvästi enemmän pienemmän kokoluokan yrityksiä. Kansainvälisissä tutkimuksissa alarajana on usein ollut esimerkiksi tietyn miljoonarajan ylittävä liikevaihto.

Tutkimuksen alkuperäinen aineisto sisälsi 129 024 havaintoa. Alkuperäisestä aineistosta on poistettu kahteen kertaan järjestelmään syötetyt samat tiedot sisältävät riskiluokitukset, mitkä on syötetty saman vuoden aikana lyhyen aikavälin sisällä. Kahteen kertaan järjestelmään syötettyjä riskiluokituksia oli 38 835 kappaletta. Tämän lisäksi aineistosta on poistettu mahdolliset useammat vuoden sisäiset riskiluokitukset yritys-kohtaisesti. Aineistoksi on jätetty vuoden viimeisin riskiluokitus yrityksestä, minkä on tarkoitus kuvastaa vuositason riskiluokitusta. Jokisen mukaan (keskustelu 12.10.2016) tämä kuvastaa parhaiten riskiluokitusprosessia, jossa usein tehdään alustavia riskiluokitusesityksiä, minkä jälkeen riskiluokitusta ja sen sisältämiä riskipisteytyksiä voidaan vielä muokata riskiluokituksen vahvistamisesta päättävien henkilöiden antaman palautteen perusteella. Tämän myötä aineistosta poistettiin 43 728 havaintoa. Aineistosta on myös poistettu mahdolliset useampana vuotena tehdyt yritys-kohtaiset maksukyvyttömyyttä kuvastavat C- ja D-luokan havainnot. Maksukyvyttömyyden on katsottu tapahtuneen sen vuoden aikana, kun yrityksestä on annettu maksukyvyttömyyttä vastaava luokitus, eikä yritys näin ollen voi ajautua maksukyvyttömäksi kahdesti. Mahdolliset myöhemmät havainnot näistä yrityksistä on poistettu. Käytännössä osa näistä yrityksistä on voinut nousta takaisin riskiluokituskelpoisten yritysten luokkaan esimerkiksi rahoituksen uudelleenjärjestelyn myötä, mutta nämä havainnot eivät ole tutkimuksen kannalta relevantteja, sillä ne eivät ennusta maksukyvyttömyyteen ajautumista. Tämän myötä aineistosta poistui 5 506 havaintoa.

Lopullinen aineisto sisältää yhteensä 40 955 havaintoa. Aineiston jakauma eri riskiluokkien mukaan on esitelty taulukossa 5. Tutkimuksessa C ja D-riskiluokkien havainnot on yhdistetty, sillä molempien havaintoluokkien yritysten voidaan katsoa olevan lähellä maksukyvyttömyyden yleisesti käytettyä määritelmää (Jokinen, keskustelu

12.10.2106). Yleisesti käytetyn Baselin komitean määritelmän (2005) mukaan yhtiö on maksukyvytön, kun yksi tai useampi seuraavista määritelmistä täyttyy:

- 1) on todennettu, että yhtiö ei tule todennäköisesti maksamaan vastuitaan (korot, velan lyhennys tai palkkiot)
- 2) yhtiöstä on syntynyt luottotappio, joka on johtanut varaukseen, alaskirjaukseen tai velan uudelleenstrukturoidiin, jonka myötä vastuita ei makseta kokonaisuudessaan tai niiden maksaminen lykkääntyy
- 3) yhtiöllä on maksamaton vastuu, joka on erääntynyt yli 90 päivää sitten
- 4) yhtiö on hakeutunut konkurssiin tai hakenut konkurssia vastaavaa suojaa velkojilta

Taulukko 5 Riskiluokitusten jakauma vuosittain

	A1	A2	A3	B1	B2	B3	C	Yhteensä
2004	9	52	287	742	1 188	417	15	2 710
2005	12	72	326	923	1 507	583	64	3 487
2006	7	60	320	987	1 607	643	80	3 704
2007	8	54	284	902	1 616	637	78	3 579
2008	7	40	269	877	1 678	741	113	3 725
2009	4	21	193	755	1 814	987	147	3 921
2010	2	22	135	747	2 027	1 053	148	4 134
2011		16	143	716	1 999	1 170	169	4 213
2012		14	108	711	1 967	1 265	156	4 221
2013		14	124	641	1 841	1 178	170	3 968
2014	3	19	79	553	1 510	968	161	3 293
Yhteensä	52	384	2 268	8 554	18 754	9 642	1 301	40 955

Aineistoa tarkistelemalla voidaan nähdä, että B2 ja B3-luokkien havainnot ovat selvästi yleisimpiä. Kokonaishavaintojen määrä vaihtelee selvästi vuositasolla ja viimeisenä vuotena 2014 havaintoja oli 3 293.

Riskiluokitusten frekvenssijakaumaa kuvaavasta taulukosta 6 voidaan nähdä, että maksukyvyttömyyttä kuvastavan C-luokan kokonaishavaintojen määrä on pysynyt viime vuosien aika stabiilina, mutta niiden suhteellinen osuus kaikista havainnoista on kasvanut aineiston koon pientymisen myötä erityisesti 2004–2007 vuosien luokitukseen verrattuna. Myös heikkoa luottoluokitusta kuvastavien B3-luokitusten osuus kokonaisaineistosta on kasvanut sekä absoluuttisesti että suhteellisesti. Hyvää riskiluokitusta kuvastavan A3:n osuus kaikista havainnoista on puolestaan laskenut vuoden 2004 kohdallisen korkeasta 11 % osuudesta vain 2 % tasolle. Vastaavasti B1:n osuus on tippunut 27 % tasolta 17 % tasolle.

Taulukko 6 Riskiluokitusten frekvenssijakauma vuosittain

	A1	A2	A3	B1	B2	B3	C	Yhteensä
2004	0 %	2 %	11 %	27 %	44 %	15 %	1 %	100 %
2005	0 %	2 %	9 %	26 %	43 %	17 %	2 %	100 %
2006	0 %	2 %	9 %	27 %	43 %	17 %	2 %	100 %
2007	0 %	2 %	8 %	25 %	45 %	18 %	2 %	100 %
2008	0 %	1 %	7 %	24 %	45 %	20 %	3 %	100 %
2009	0 %	1 %	5 %	19 %	46 %	25 %	4 %	100 %
2010	0 %	1 %	3 %	18 %	49 %	25 %	4 %	100 %
2011	0 %	0 %	3 %	17 %	47 %	28 %	4 %	100 %
2012	0 %	0 %	3 %	17 %	47 %	30 %	4 %	100 %
2013	0 %	0 %	3 %	16 %	46 %	30 %	4 %	100 %
2014	0 %	1 %	2 %	17 %	46 %	29 %	5 %	100 %

Taulukon 6 kuvastamat vuositason muutokset aineiston frekvenssijakaumissa viittaisivat siihen, että yksittäisillä vuosilla ei ole ollut merkittävää vaikutusta luottoluokitukseen. Vuositason muutokset luokitusten jakaumassa ovat muutamien prosenttiyksikköjen suuruisia eri riskiluokissa. Sen sijaan kymmenen vuoden aikavälillä tarkasteltuna luokitusten jakaumassa on kuitenkin tapahtunut selkeää muutosta luokitusten jakauman painon siirtyttyä kohti heikompia riskiluokkia.

Heikompien luottoluokitusten osuus aineistosta on kasvanut kohtuullisen tasaisesti tutkimusaikavälillä. Kehitykselle on käytännössä kolme mahdollista selitystä. Ensimmäinen mahdollinen selitys on Finnveran lainakannan riskitason muutos, jonka myötä heikomman luottoluokituksen osuus Finnveran rahoittamista yhtiöistä on voinut kasvaa. Toinen mahdollinen selitys on muutokset sisäisissä arviointiprosesseissa, jonka myötä työntekijät arvioivat eri osa-alueita aikaisempaa kriittisemmin pisteyttäessään yhtiöitä. Tämä johtaa heikon luottoluokituksen omaavien yhtiöiden määrän kasvuun. Kolmas mahdollinen selitys on mallin luokittelukyvyyn tarkkuus ja rakenne. Mikäli malli ei pysty erottelemaan yritysten riskitasoa riittävän tarkasti ja mallin perusoletukset johtavat keskimäärin saman riskiluokituksen saamiseen, on mahdollista, että luokitukset keskittyvät enenevissä määrin alhaisen riskiluokituksen B3- ja C-luokkiin. Jokisen (keskustelu 12.10.2016) mukaan muutos johtuu pitkälti lainakannan rakenteellisista muutoksista nykyisen lainakannan painottuessa enemmän heikompien riskiluokkien yrityksiin.

Taulukko 7 sivuilla 38–39 kuvastaa riskiluokitusmallin muuttujille annettujen pisteytysten keskeisempiä tunnuslukuja vuosilta 2004–2014. Taulukosta on mahdollista arvioida eroavaisuuksia eri muuttujille annettujen pisteytysten keskiarvoissa sekä vaihte-  
luissa.

Taulukko 7 Tilastolliset tunnusluvut muuttujien pisteytyksistä vuosilta 2004–2014

Tämä taulukko esittää tilastolliset tunnusluvut riskimuuttujille annetuista pisteytyksistä. Tunnusluvut on laskettu vuositason ja ne sisältävät kaikki aineiston vuotuiset havainnot.  $N$  kuvastaa havaintojen määrää kyseiseltä vuodelta,  $\mu$  riskimuuttujan pisteytyksen keskiarvoa,  $M_d$  mediaania,  $M_o$  moodia,  $s$  keskihajontaa ja  $s^2$  varianssia.

Vuosi	Omistus ja yhtiöraken ne	Avainhenki löt ja organisaati	Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	Markkinoi nti ja kilpailukyky	Toimintap uitteet	Kannattav uus	Rahoituksen riittävyys	Rahoitus rakenne
<b>2004</b>								
$n$	2 710	2 710	2 710	2 710	2 710	2 710	2 710	2 710
$\mu$	3,25	3,49	3,31	3,37	3,55	2,68	2,84	2,73
$M_d$	3	4	3	3	4	3	3	3
$M_o$	3	4	3	3	4	3	3	3
$s$	0,72	0,70	0,68	0,74	0,70	1,14	1,16	1,09
$s^2$	0,52	0,49	0,46	0,55	0,49	1,29	1,35	1,18
<b>2005</b>								
$n$	3 487	3 487	3 487	3 487	3 487	3 487	3 487	3 487
$\mu$	3,24	3,47	3,28	3,32	3,52	2,64	2,77	2,63
$M_d$	3	3	3	3	4	3	3	3
$M_o$	3	4	3	3	4	3	3	3
$s$	0,76	0,75	0,71	0,77	0,73	1,14	1,16	1,08
$s^2$	0,58	0,57	0,50	0,60	0,53	1,30	1,34	1,17
<b>2006</b>								
$n$	3 706	3 706	3 706	3 706	3 706	3 706	3 706	3 706
$\mu$	3,21	3,42	3,28	3,29	3,49	2,63	2,76	2,59
$M_d$	3	3	3	3	3	3	3	3
$M_o$	3	4	3	3	3	3	3	3
$s$	0,76	0,78	0,72	0,79	0,73	1,14	1,14	1,07
$s^2$	0,58	0,61	0,51	0,62	0,54	1,30	1,31	1,14
<b>2007</b>								
$n$	3 579	3 579	3 579	3 579	3 579	3 579	3 579	3 579
$\mu$	3,21	3,42	3,29	3,30	3,39	2,64	2,73	2,54
$M_d$	3	3	3	3	3	3	3	3
$M_o$	3	3	3	3	3	3	3	2
$s$	0,75	0,77	0,72	0,76	0,76	1,13	1,15	1,07
$s^2$	0,57	0,59	0,51	0,58	0,57	1,27	1,32	1,15
<b>2008</b>								
$n$	3 725	3 725	3 725	3 725	3 725	3 725	3 725	3 725
$\mu$	3,17	3,39	3,20	3,30	3,29	2,60	2,67	2,45
$M_d$	3	3	3	3	3	3	3	2
$M_o$	3	3	3	3	3	3	3	2
$s$	0,75	0,78	0,71	0,73	0,76	1,14	1,16	1,07
$s^2$	0,56	0,60	0,50	0,53	0,58	1,29	1,35	1,14



**2009**

$n$	3 921	3 921	3 921	3 921	3 921	3 921	3 921	3 921
$\mu$	3,09	3,32	2,98	3,18	3,18	2,42	2,51	2,36
$M_d$	3	3	3	3	3	2	2	2
$M_o$	3	3	3	3	3	3	3	2
$s$	0,75	0,78	0,73	0,74	0,75	1,11	1,17	1,06
$s^2$	0,56	0,61	0,54	0,55	0,57	1,24	1,36	1,13

**2010**

$n$	4 134	4 134	4 134	4 134	4 134	4 134	4 134	4 134
$\mu$	3,07	3,30	2,95	3,17	3,16	2,29	2,48	2,30
$M_d$	3	3	3	3	3	2	2	2
$M_o$	3	3	3	3	3	3	2	2
$s$	0,72	0,75	0,69	0,71	0,73	1,06	1,15	1,05
$s^2$	0,52	0,57	0,47	0,50	0,53	1,12	1,32	1,09

**2011**

$n$	4 290	4 290	4 290	4 290	4 290	4 290	4 290	4 290
$\mu$	3,01	3,21	2,91	3,11	3,08	2,25	2,43	2,25
$M_d$	3	3	3	3	3	2	2	2
$M_o$	3	3	3	3	3	1	3	2
$s$	0,73	0,80	0,70	0,75	0,77	1,06	1,15	1,05
$s^2$	0,53	0,63	0,48	0,56	0,59	1,13	1,31	1,10

**2012**

$n$	4 221	4 221	4 221	4 221	4 221	4 221	4 221	4 221
$\mu$	3,01	3,19	2,89	3,09	3,04	2,30	2,44	2,26
$M_d$	3	3	3	3	3	2	2	2
$M_o$	3	3	3	3	3	3	1	2
$s$	0,68	0,74	0,65	0,70	0,72	1,07	1,16	1,04
$s^2$	0,46	0,55	0,42	0,49	0,52	1,14	1,34	1,07

**2013**

$n$	3 968	3 968	3 968	3 968	3 968	3 968	3 968	3 968
$\mu$	2,98	3,15	2,84	3,05	3,00	2,28	2,45	2,26
$M_d$	3	3	3	3	3	2	2	2
$M_o$	3	3	3	3	3	1	1	2
$s$	0,71	0,76	0,68	0,71	0,73	1,07	1,18	1,05
$s^2$	0,50	0,57	0,46	0,51	0,53	1,14	1,40	1,11

**2014**

$n$	3 293	3 293	3 293	3 293	3 293	3 293	3 293	3 293
$\mu$	2,95	3,11	2,80	3,01	2,96	2,31	2,52	2,25
$M_d$	3	3	3	3	3	2	2	2
$M_o$	3	3	3	3	3	3	1	2
$s$	0,72	0,77	0,69	0,73	0,75	1,08	1,23	1,06
$s^2$	0,52	0,59	0,48	0,53	0,56	1,16	1,50	1,12

Eri muuttujien keskiarvoja vertailtaessa voidaan havaita, että kvantitatiivisille talousmuuttujille on annettu keskimäärin alhaisemmat pistemäärät kuin laadullisia yritys-kohtaisia tekijöitä mittaaville kvalitatiivisille muuttujille. Kannattavuuden, rahoituksen riittävyyden sekä rahoitusrakenteen vuosittaiset pistekeskiarvot ovat selvästi alhaisempia kuin laadullisten muuttujien koko tutkimusaikavälin ajan. Kvantitatiivisien muuttu-

jien yrityskohtaiset pisteytykset näyttävät lisäksi vaihtelevan vuosittain selvästi enemmän kuin kvalitatiivisten tekijöiden pisteytykset.

Kvantitatiivisten muuttujien pistemäärien keskihajonta ja varianssi ovat koko tutkimusaikavälin selvästi yli 1,0, kun taas kvalitatiivisten tekijöiden keskihajonta ja varianssi ovat koko tutkimusaikavälin selvästi alle yhden. Keskimäärin laadullisten tekijöiden pisteytys yrityksistä sisältää selvästi vähemmän vaihtelua kuin taloudellisten tekijöiden pisteytys. Tämä havainto tukee Finnveran riskiluokitusmallin pisteytyksen toimivuutta: mikäli esimerkiksi yrityksen johto ja toimiala pysyvät muuttumattomina, voidaan olettaa, että myös niistä tehdyn riskiarvion muutokset vuositason tasolla ovat kohtuullisen pieniä toisin kuin esimerkiksi kannattavuuden, joka voi vaihdella merkittävästi vuositason tasolla. Toisaalta havainto voidaan myös nähdä ristiriitaisena; pieni hajonta yrityksille annetuissa laadullisissa muuttujissa voi johtaa siihen, että laadulliset muuttujat eivät erottele hyviä yrityksiä heikoista yrityksistä riittävän tarkasti.

Toinen keskeinen havainto aineistosta on se, että muuttujien pistekeskiarvot ovat laskeneet keskimäärin selvästi aineiston tutkimusvuosien myötä. Pistekeskiarvojen lasku selittää heikompien riskiluokkien yritysten suhteellisen osuuden kasvun ajan myötä. Aineiston keskiarvot paljastavat, että laadulliset ominaisuudet on arvioitu keskimäärin taloudellisia ominaisuuksia paremmiksi. Intuitiivisesti on kuitenkin vaikeaa löytää loogista selitystä esimerkiksi sille, että yritysten tuotteet ja toimiala sekä toimintapuitteet on arvioitu lähelle keskimääräistä tasoa, keskiarvon laskiessa vuosien myötä yli 3,0 tasolta hieman alle 3,0 tasolle, kun taas yritysten kannattavuus on arvioitu alle keskimääräisen tason aineiston ensimmäisestä vuodesta lähtien. Aineiston perusteella yhtiöiden tuotteet, toimialat sekä toimintapuitteet ovat siis olleet vertailukohteisiin nähden keskimääräisiä tai aineiston ensimmäisinä vuosina keskimääräistä parempia, mutta kyseisten yritysten kannattavuus on kuitenkin ollut keskimääräistä heikompa.

Taulukko 8 seuraavalla sivulla kuvastaa muuttujille annettujen pisteytysten frekvenssijakaumaa aineiston aikaväliltä 2004–2014.



Taulukko 8 Muuttujien pistemäärien suhteellinen frekvenssijakauma vuosittain

Omistus- ja yhtiö rakenne			Suhteellinen frekvenssijakauma vuosittain								
Pistemäärä	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	1 %	2 %	2 %	2 %	2 %	3 %	3 %	3 %	3 %	4 %	4 %
2	10 %	10 %	10 %	11 %	11 %	12 %	12 %	13 %	14 %	15 %	15 %
3	56 %	55 %	55 %	56 %	57 %	59 %	61 %	62 %	63 %	62 %	63 %
4	29 %	29 %	29 %	28 %	27 %	24 %	22 %	21 %	19 %	18 %	17 %
5	4 %	4 %	4 %	4 %	3 %	2 %	2 %	1 %	1 %	1 %	1 %
Avainhenkilöt ja organisaatio											
Pistemäärä	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	0 %	1 %	2 %	2 %	2 %	3 %	3 %	3 %	3 %	3 %	4 %
2	6 %	7 %	7 %	7 %	8 %	9 %	8 %	9 %	10 %	11 %	12 %
3	44 %	41 %	43 %	43 %	43 %	46 %	49 %	50 %	53 %	54 %	53 %
4	45 %	45 %	43 %	43 %	43 %	39 %	38 %	36 %	32 %	31 %	29 %
5	5 %	6 %	5 %	5 %	4 %	3 %	2 %	2 %	1 %	1 %	1 %
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat											
Pistemäärä	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	1 %	1 %	2 %	2 %	2 %	3 %	2 %	3 %	3 %	4 %	4 %
2	8 %	8 %	9 %	8 %	10 %	17 %	18 %	18 %	19 %	21 %	24 %
3	53 %	54 %	52 %	53 %	56 %	58 %	62 %	63 %	65 %	63 %	61 %
4	35 %	34 %	35 %	36 %	31 %	20 %	17 %	16 %	13 %	12 %	11 %
5	2 %	3 %	2 %	2 %	1 %	1 %	1 %	0 %	0 %	0 %	0 %
Markkinointi ja kilpailukyky											
Pistemäärä	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	1 %	2 %	2 %	2 %	2 %	3 %	2 %	3 %	3 %	4 %	4 %
2	9 %	10 %	10 %	9 %	8 %	10 %	10 %	10 %	12 %	12 %	14 %
3	47 %	47 %	48 %	49 %	51 %	55 %	58 %	58 %	61 %	61 %	61 %
4	39 %	37 %	36 %	37 %	37 %	31 %	29 %	28 %	24 %	23 %	21 %
5	4 %	4 %	4 %	3 %	3 %	2 %	1 %	1 %	1 %	1 %	1 %
Toimintapuitteet											
Pistemäärä	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	0 %	1 %	1 %	2 %	3 %	3 %	3 %	3 %	3 %	4 %	5 %
2	4 %	5 %	5 %	7 %	8 %	10 %	11 %	11 %	13 %	13 %	15 %
3	43 %	42 %	45 %	47 %	51 %	55 %	57 %	58 %	61 %	62 %	60 %
4	46 %	45 %	43 %	40 %	35 %	30 %	28 %	26 %	22 %	20 %	19 %
5	7 %	7 %	6 %	5 %	4 %	2 %	2 %	2 %	1 %	1 %	1 %
Kannattavuus											
Pistemäärä	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	20 %	22 %	22 %	21 %	22 %	28 %	30 %	31 %	30 %	31 %	30 %
2	21 %	21 %	21 %	21 %	21 %	22 %	26 %	26 %	25 %	24 %	24 %
3	34 %	34 %	34 %	35 %	34 %	33 %	31 %	30 %	31 %	31 %	30 %
4	20 %	19 %	19 %	19 %	19 %	15 %	12 %	12 %	13 %	13 %	14 %
5	4 %	4 %	4 %	4 %	4 %	2 %	1 %	1 %	1 %	1 %	1 %
Rahoituksen riittävyys											
Pistemäärä	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	16 %	17 %	18 %	18 %	21 %	25 %	24 %	26 %	27 %	27 %	26 %
2	22 %	24 %	23 %	23 %	23 %	25 %	28 %	27 %	26 %	26 %	25 %
3	33 %	31 %	30 %	30 %	30 %	29 %	28 %	28 %	27 %	26 %	24 %
4	22 %	22 %	24 %	24 %	21 %	16 %	15 %	16 %	16 %	16 %	19 %
5	8 %	6 %	5 %	5 %	5 %	5 %	5 %	4 %	4 %	5 %	6 %
Rahoitusrakenne											
Pistemäärä	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
1	14 %	16 %	18 %	19 %	22 %	25 %	26 %	27 %	28 %	29 %	29 %
2	29 %	31 %	29 %	31 %	32 %	32 %	35 %	33 %	32 %	32 %	33 %
3	32 %	31 %	33 %	30 %	29 %	27 %	25 %	26 %	27 %	26 %	25 %
4	20 %	18 %	17 %	17 %	15 %	14 %	12 %	11 %	11 %	12 %	12 %
5	5 %	4 %	3 %	3 %	3 %	2 %	2 %	2 %	2 %	2 %	2 %

Taulukosta 8 on nähtävissä pisteytysten jakauman siirtyminen ajan myötä kohti alhaisempia pistemääriä. Heikompien pistemäärien 1 ja 2 osuus aineistosta on kasvanut vuosien myötä, kun taas vahvojen pistemäärien 4 ja 5 osuus on pienentynyt pitkälti sa-

massa suhteessa. Myös keskimääräisen pistemäärän 3 osuus on kasvanut useampien muuttujien osalta ja esimerkiksi omistus- ja yhtiörakenteen sekä toimialan, tuotteiden ja asiakkaiden osalta sen osuus oli jo yli 60 % kaikista luokituksista vuonna 2014.

## 5.2 Aineiston testaaminen

Sisäisten luottoluokitusmallien toimivuuden testaaminen perustuu useimmiten Baselin komitean (2005) antamiin suosituksiin. Baselin komitean suositukset perustuvat laajaan tilastoaineistoon sekä aikaisempien tutkimusten tuloksiin reittauksien osalta. Testien tarkoituksena on mitata reittausmallin erottelu- ja kalibrointikykyä. Erottelukyky mittaa mallin kykyä erotella maksukyvyttömyyteen ajautuvat yritykset maksukykyisistä. Kalibrointikyky mittaa mallin tarkkuutta maksukyvyttömyysennusteiden asettamisessa eri luottoluokille. Teoriassa harhainen reittausmalli voi johtaa kahden virhetyypin syntymiseen (Sobehart, Keenan & Stein 2000). Oheinen taulukko 9 kuvastaa näitä kahta virhetyypistä.

Taulukko 9 Mahdolliset virheet luottoriskin arvioimisessa (Sobehart, Keenan & Stein 2000 mukaillen)

Arvioitu luottoriski		Todellinen luottoriski	
		Matala	Korkea
Mallin luottoriski	Matala	Oikea luokitus	Tyypin I virhe
	Korkea	Tyypin II virhe	Oikea luokitus

Malli voi ennustaa luottoriskin matalaksi silloin kun kyseessä on korkean luottoriskin kohde. Tähän viitataan tyypin I virheellä. Toisaalta malli voi ennustaa luottoriskin korkeaksi myös silloin kun se todellisuudessa on matala. Tähän viitataan tyypin II virheellä. Erityisesti tyypin I virheitä pidetään vakavina, sillä ne voivat johtaa luottotappioiden syntymiseen.

### 5.2.1 Tutkimuksen aineiston rajoitteet

Tutkimuksen aineistoon liittyy rajoitteita, jotka asettavat reunaehdot aineiston mahdollistamille tilastollisille testeille. Aineisto sisältää sekä yhtiöille eri muuttujista annetut pisteet että luottoluokitukset yhtiöistä. Heikoimmat luottoluokitukset kuvastavat mak-

sukyvyyttömyyden toteutumista. Näin ollen myös maksukyvyyttömyyteen ajautuminen on aineiston sisäinen muuttuja, jonka aineiston muuttujat selittävät täysin. Aineiston luonteesta johtuen maksukyvyyttömyyden tapahtumista ei ole mahdollista mallintaa aineiston ulkopuolisena muuttujana, sillä pienyritysten ajautumisesta maksukyvyyttömäksi ei käytännössä ole julkista tietoa minkä voisi linkittää aineiston sisältöön.

Aineiston perusteella ei ole siis mahdollista tehdä tyyppin II virhettä, mikä johtuisi siitä, että maksukyvyytön yritys luokiteltaisiin maksukykyiseksi. Aineistossa maksukyvyyttömyys on annettu tapahtuma, joka määräytyy seuraavasti:

$$\begin{aligned} F_m &= \{ n \in N_m \mid 36 \leq n \leq 100 \} \\ F_{md} &= \{ n \in N_{md} \mid 0 \leq n \leq 35 \}, \end{aligned} \quad (6)$$

missä  $F_m$  kuvastaa maksukykyistä yritystä ja  $F_{md}$  maksukyvyytöntä yritystä. Yritys katsotaan maksukykyiseksi, mikäli sen saamat riskipisteet ovat vähintään 36 tai sitä enemmän, ylärajan ollessa 100 pistettä. Mikäli yritys saa 35 pistettä tai vähemmän, alarajan ollessa nolla pistettä, katsotaan yritys maksukyvyyttömäksi.

### 5.2.2 Riskiluokitusten stabiilius

Riskiluokitusten stabiilius kuvastaa muutoksia yritysten riskiluokissa luokitusajavälillä. Korkea vaihtuvuus yritysten riskiluokissa nähdään usein negatiivisena asiana, sillä riskiluokitusten olisi tarkoitus kuvata erityisesti TTC-luokituksissa yhtiöiden pitkän aikavälin maksukyvyyttömyyden todennäköisyyttä. Riskiluokitusten pysyvyyttä voidaan arvioida muutosmatriisien avulla, jotka kuvastavat muutoksia yritysten riskiluokituksissa.

Muutosmatriisien avulla on mahdollista tarkastella yhteenlaskettuja muutoksia yritysten riskiluokituksissa yhden tai useamman vuoden aikajänteellä. Muutosmatriisien laskenta perustuu kohorttimenetelmään. Oletettaessa, että vuoden alussa on  $N_i$  yritystä riskiluokassa  $i$ , ja tästä populaatiosta  $N_{ij}$  yritystä on siirtynyt vuoden aikana riskiluokkaan  $j$ , voidaan muutosmatriisin laskentakaava määrittää seuraavasti:

$$M_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}, \quad i \neq j, \quad (7)$$

missä  $M_{ij}$  kuvastaa vuotuista muutosta riskiluokkien  $i$  ja  $j$  välillä. Menetelmä on tarkoitettu vuositason riskiluokitusten muutosten arvioimiseen, eikä se näin ollen huomioi mahdollisia vuoden aikana tapahtuneita riskiluokituksen muutoksia, vaan ainoastaan mahdollisen muutoksen edellisen vuoden ja nykyisen vuoden viimeisimmässä riskiluokituksessa. (Lando & Skoberg 2002.)

Tähän tutkimukseen menetelmä kuitenkin soveltuu hyvin, sillä lopullinen aineisto sisältää ainoastaan vuoden viimeisen riskiluokituksen jokaiselta tutkimusvuodelta. Lisäksi Jokisen (keskustelu 12.10.2016) mukaan Finnveran riskiluokitusprosessissa luokituksia on keskimäärin tarkoitus tehdä 12 kuukauden väliajoin. Mahdolliset vuoden sisällä tehtävät luokitukset ovat useimmiten alustavia riskiluokitusesityksiä, jonka jälkeen niitä mahdollisesti korjataan. Tämän jälkeen yhtiölle annetaan lopullinen riskiluokitus, joka on voimassa seuraavat 12 kuukautta.

### 5.2.3 Erottelukyky

Reittausmallin erottelukyky kuvastaa sen kykyä erotella maksukyvyttömyyteen ajautuvat ja maksukykyisenä säilyvät yritykset toisistaan. Tällöin ratkaistavaksi tulee binäärinen ongelma, jossa muuttujalla on vain kaksi mahdollista arvoa: maksukyvytön ja maksukykyinen. Maksukykyistä muuttujaa vastaa arvo 0 ja maksukyvyttönty arvo 1. Pääsääntönä voidaan todeta, että heikoimpien luottoluokkien pitäisi sisältää pääosa havaituista maksukyvyttömyyteen ajautuvista kohteista. (Baselin komitea 2005.)

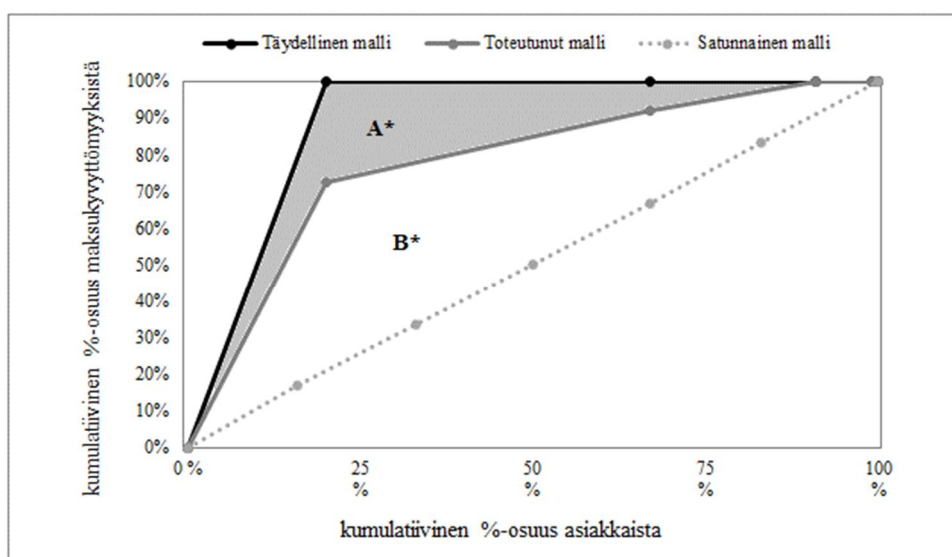
Aineistossa maksukyvyttömyyttä on mallinnettu vuoden päästä tapahtuvana tapahtumana. Mikäli yritys ajautuu seuraavana vuotena maksukyvyttömäksi, saa se arvon 1. Mikäli yritys puolestaan säilyy myös seuraavana vuotena maksukykyisenä, saa se arvon 0. Mallinnus perustuu vuoden pituisiin ajanjaksoihin, mutta mallin toimivuutta on testattu myös viiden vuoden aikajänteellä ja lisäksi poistamalla aineiston vuotuinen ryhmittely. Näin ollen mallin toimivuutta testataan myös koko tutkimusajan pituisella aikajänteellä, jonka myötä malli huomioi luokitusten mahdolliset muutokset useamman vuoden ajalta.

Akateemisissa kirjallisuudessa on esitetty lukuisia erilaisia staattisia metodeja reittausmallien erottelukyvyn testaamiseksi. Eniten suosiota ovat keränneet seuraavat metodit:

- Kumulatiivinen tarkkuusindeksi (*cumulative accuracy profile, CAP*)
- CAP:in yhteenvedon ilmaisin eli tarkkuusindeksi (*accuracy ratio, AR*), joka tunnetaan myös gini-kertoimena
- ROC-käyrä (*receiver operating characteristic, ROC*)
- ROC:n yhteenvedon mitat, eli ROC-mitta ja Pietra-indeksi
- Bayesin virheprosentti (*Bayesian error rate*)
- Kullback-Leiblerin etäisyys
- Kendallin järjestyskorrelaatiokerroin (*Kendall's  $\tau$* ) sekä Somersin kerroin (*Somers' D*)
- Brierin tulos (*Brier score*)

Baselin komitean (2005) mukaan kumulatiivinen tarkkuusindeksi (CAP) sekä ROC-käyrä sopivat ominaisuuksiltaan parhaiten reittausmallin tarkkuuden tilastolliseen testaamiseen. Tämän vuoksi ne on valittu myös tämän tutkimuksen mittareiksi testattavan mallin erottelukyvyn osalta. Molemmille mittareille on mahdollista laskea tarkkuusvälejä ja lisäksi tarkkuusväleillä on positiivinen yhteys maksukyvyttömiä yritysten osuuteen aineistossa.

CAP on luokittelumallin erottelukyvyn visuaaliseen havainnollistamiseen tarkoitettu mitta. X-akselille sijoitetaan havainnot  $x_{1R}, \dots, x_{nR}$ , jotka sisältävät kumulatiivisen jakauman aineiston yrityksistä huonoimmasta reittauksesta parhaimpaan sisältäen sekä maksukykyiset että maksukyvyttömäksi ajautuvat yritykset. Y-akselille sijoitetaan havainnot  $y_{1D}, \dots, y_{nD}$ , jotka sisältävät kumulatiivisen jakauman maksukyvyttömäksi ajautuneista yrityksistä huonoimmasta riskiluokasta parhaimpaan. Teoriassa täydellinen malli luokittelee kaikki maksukyvyttömäksi ajautuvat yritykset huonoimpaan riskiluokkaan. Tehokas teoreettinen malli on muodoltaan konkaavi, sillä maksukyvyttömiä yritysten määrä vähenee riskiluokitusten parantuessa. Kuvio 2 kuvastaa teoreettisen mallin (toteutunut malli) erottelukykyä verrattuna satunnaiseen malliin.



Kuvio 2 Teoreettisen mallin ja satunnaisen mallin erotteluvoiman havainnollistus CAP-käyrällä

Kuviosta on nähtävissä, että satunnaisen mallin ennustuskkyky on 50 prosenttia. Satunnainen malli ei pysty erottelemaan yritysten riskiluokkia, vaan jaottelee yritykset maksukyvyttömäksi suhteessa asiakasmäärään. Tämä johtaa siihen, että satunnaisen mallin CAP-käyrä on lineaarinen. Teoreettinen testimalli kuvastaa mallia, jolla on satunnaista mallia parempi selityskyky sen luokitellessa suurimman osan maksukyvyttömyyksistä yrityksistä heikoimpiin riskiluokkiin, mitkä vastaavasti kattavat alle puolet

aineiston yrityksistä Täydellinen malli kuvastaa puolestaan teoreettista mallia, joka luokittelee kaikki yritykset heikoimpaan riskiluokkaan.

Kuvion 2 täydellisessä mallissa kaikkien maksukyvyttömäksi ajautuvien yritysten on havainnollistamisen vuoksi mallinnettu kuuluneen ensimmäiseen viidennekseen aineiston kaikista yrityksistä, kun ne on asetettu järjestykseen huonoimmasta riskiluokasta parhaimpaan. Toteutunut malli ei puolestaan ole pystynyt asettamaan kaikkia yrityksiä heikoimpaan riskiluokkaan, vaan niitä on myös paremmissa riskiluokissa. Käytännössä täydellisen mallin CAP-käyrä muodostuu sen perusteella kuinka monta yritystä heikoimpaan riskiluokkaan kuuluu, sillä se luokittelee kaikki maksukyvyttömäksi ajautuvat yritykset tähän luokkaan. Mallin hyvyyttä kuvastava tarkkuusaste eli AR voidaan puolestaan laskea CAP-käyrän alueista  $B^*$  ja  $A^*$  seuraavasti:

$$AR = \frac{\text{alue } B^*}{\text{alue } A^*} \quad (8)$$

Tehokkaiden tarkkuusindeksien on havaittu saavan arvoja välillä 50 % – 80 %. Sekä CAP:n että AR:n laskeminen perustuu oletukseen siitä, että käytetty otosjoukko kuvastaa todellisen portfolion riskirakennetta. (Baselin komitea 2005.) Tässä tutkimuksessa AR on laskettu muodostamalla ensin CAP-käyrät muutosmatriiseista, ja laskelmalla tämän jälkeen käyrän perusteella muodostuneiden alueiden pinta-ala.

ROC:n laskeminen perustuu reittauksen osumatarkkuuden (*hit rate*) laskemiseen. Osumatarkkuuden määrittelemiseksi reittäaja asettaa tietyn minimiluokituksen tai pisteytystason. Mikäli yhtiö saa tätä alhaisemman pistemäärän tai luokituksen, luokitellaan se maksukyvyttömien yritysten luokkaan. Mikäli pistemäärä ylittää tämän raja-arvon, luokitellaan yritys maksukykyisten luokkaan. Jos yritys on luokiteltu maksukykyiseksi eikä se ajaudu ennustusjaksolla maksukyvyttömäksi, on luokitus ollut oikea. Osumatarkkuus voidaan laskea seuraavasti:

$$HR(C) = \frac{H(C)}{N_D} \quad (9)$$

missä  $HR(C)$  on mallin osumatarkkuus,  $H(C)$  on oikein ennustetut maksukyvyttömyyteen ajautuvat yritykset ja  $N_D$  kaikki maksukyvyttömyyteen ajautuneet yritykset otoksessa. Tämän lisäksi lasketaan niin sanottu väärin hälytysten taso, joka kuvastaa niitä yrityksiä, jotka malli ennusti maksukyvyttömäksi, mutta joiden kohdalla maksukyvyttömyys ei toteutunut. Väärin hälytysten taso lasketaan seuraavasti:

$$FAR(C) = \frac{F(C)}{N_{ND}} \quad (10)$$

missä  $FAR(C)$  on väärin hälytysten taso,  $F(C)$  virheellisesti maksukyvyttömäksi arvioidut maksukykyiset yritykset ja  $N_{ND}$  maksukykyisten yritysten määrä otoksessa. ROC-käyrä voidaan piirtää suhteuttamalla osumatarkkuus  $HR(C)$  väärin hälytysten sekä osumatarkkuuden yhteismäärään [ $HR(C) + FAR(C)$ ]. (Baselin komitea 2005.)

ROC:lle ja AR:lle on mahdollista laskea luottamusvälejä, joille on puolestaan mahdollista suorittaa esimerkiksi Mann-Whitneyn u-testi eli Wilcoxonin järjestyssummates-ti. Tämän tutkimuksen aineisto ei kuitenkaan mahdollista ROC-käyrän ja luottamusväli-en laskemista. Tämä johtuu siitä, että aineistossa C-luokan yritykset on mallinnettu vas-taamaan maksukyvyttöntä, kun todellisuudessa ne eivät vastaa maksukyvyttöntä yritystä Finnveran riskiluokitusjärjestelmässä. Jokisen (keskustelu 12.10.2016) mukaan tämä johtuu siitä, että Finnveran pk-yritysten malli ennustaa konkurssin todennäköisyyttä, mikä eroaa maksukyvyttömyyden todennäköisyydestä. Tutkimuksessa käytetty luokitte-lu vastaa kuitenkin Jokisen mukaan yleisiä Baselin säännösten mukaisia maksukyvyt-tömyyden määritelmiä, mikä on ollut syynä myös siihen, että aineiston riskiluokitus-luokkia on muutettu.

ROC- ja CAP-käyrät mittaavat kuitenkin käytännössä samaa asiaa, ja ROC-mitta, eli ROC-käyrän alapuolinen alue (*area under curve*,  $AUC$ ) on mahdollista laskea CAP-käyrästä johdetusta tarkkuusasteesta. (Engelmann, Hayden & Tasche 2003.)

$$AR = 2AUC - 1 \quad (11)$$

Kaavasta 11 on nähtävissä, että ROC-mitta on vain lineaarinen muunnos tarkkuusas-teesta, eikä tutkimuksen tuloksia ROC-mitan osalta ole tämän vuoksi tulkittu erikseen. Tulokset on kuitenkin esitelty myös ROC-mitan osalta haivannollistamisen vuoksi. (Engelmann, Hayden & Tasche 2003.)

#### 5.2.4 Kalibrointikyky

Reittausmallien kalibrointikyvyn tai ennustuskyvyn arviointi perustuu maksukyvyt-tömyyden todennäköisyyksien eli  $pd$ :iden arviointiin riskiluokittain. Maksukyvyttö-myyden todennäköisyyden arvioimiseen on käytössä useita vaihtoehtoisia tapoja (Japa-nin keskuspankki 2005.) Reittausmallien kalibrointikykyä arvioidaan vertaamalla eri riskiluokille asetettuja  $pd$ :itä toteutuneisiin lukuihin. Maksukyvyttömyyttä mittaavien testien taustaoletuksena on kuitenkin maksukyvyttömyystapahtumien korreloimatto-muus; yksittäisen maksukyvyttömyyden todennäköisyyden oletetaan olevan riippuma-ton muiden maksukyvyttömyyksien syntymisen todennäköisyydestä. Käytännössä mak-sukyvyttömyyksien syntymisellä eri yritysten kohdalla on kuitenkin selkeää korrelaatio-ta, millä voi olla vaikutusta saavutettuihin tuloksiin. (Japanin keskuspankki 2005.) Kor-

relaation mahdollista vaikutusta tuloksiin on arvioitu tilastollisten testien tulosten yhteydessä luvussa kuusi.

Tässä tutkimuksessa maksukyvyttömyyden määritelmä perustuu aikaisemmin esitettyyn määritelmään:

$$\begin{aligned} F_m &= \{ n \in N_m \mid 36 \leq n \leq 100 \} \\ F_{md} &= \{ n \in N_{md} \mid 0 \leq n \leq 35 \}. \end{aligned} \quad (12)$$

Tämän myötä maksukyvyttömyyden todennäköisyys yhdelle vuodelle on:

$$RL_i pd(F_{md}) = \frac{\sum F_{mdi1}}{\sum RL_{i1}} \quad (13)$$

missä  $RL_i$  kuvastaa kyseistä riskiluokkaa ja  $F_{mdi}$  maksukyvyttömiä yrityksiä kyseisessä riskiluokassa. Vastaavasti maksukyvyttömyyden todennäköisyys on laskettu myös viiden vuoden jaksolle:

$$RL_{i5} pd(F_{md}) = \frac{\sum F_{mdi1}}{\sum RL_{i1}} \quad (14)$$

missä  $F_{mdi1}$  kuvastaa yrityksiä, jotka kuuluivat riskiluokkaan  $i$  ensimmäisen vuoden aikana ja ajautuivat maksukyvyttömiksi viiden vuoden aikajaksolla.  $RL_{i1}$  puolestaan kuvastaa kaikkia yrityksiä, jotka kuuluivat riskiluokkaan  $i$  ensimmäisen vuoden aikana.

Viiden vuoden toteutuneita maksukyvyttömyyksiä on verrattu ensimmäisen vuoden maksukyvyttömyydestä johdettuun viiden vuoden maksukyvyttömyyden todennäköisyyteen:

$$RL_{i5}^* pd(F_{md}) = 1 - (1 - p(F_{m1}))^5 \quad (15)$$

Maksukyvyttömyyden tuloksia eri vuosilta on arvioitu tutkimuksessa binomitestin ja khiin neliötestin avulla. Binomitestin suoritetaan riskiluokittain ja sen hypoteesit ovat:

$H_0$ : riskiluokan toteutunut pd vastaa ennustettua pd:tä tai alittaa sen

$H_1$ : riskiluokan toteutunut pd on suurempi kuin ennustettu pd

Binomitesti perustuu oletukseen maksukyvyttömyyksien korreloimattomuudesta, jolloin maksukyvyttömyyksien toteutumisen voidaan olettaa noudattavan binomijakaumaa. Testi mittaa sitä, ylittävätkö toteutuneet maksukyvyttömyydet ( $k$ ) ennustetun arvon ( $k^*$ ) riskiluokassa valitulla luottamusvälillä. Testi on määritelty seuraavasti:

$$k^* = \min \{ k / \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} PD^i (1-PD)^{n-i} \leq 1 - q \} \quad (16)$$



missä  $n$  on yritysten lukumäärä riskiluokassa ja  $q$  on valittu luottamusväli. *Min* kuvastaa sitä, että toteutuneiden maksukyvyttömyyksien määrän ( $k$ ) tulee olla alle ennustetun maksukyvyttömyyksien määrän ( $k^*$ ) ja lisäksi summafunktion merkitsevyyden tulee olla alle valittu luottamusväli, jotta yhtälö pätee ja  $H_0$  voidaan hyväksyä. (Baselin komitea 2005.)

Tutkimuksessa riskiluokkien ennustettuna arvona on käytetty pd-estimaattien puuttumisen vuoksi keskiarvoa aineiston kymmenen vuoden pd-luvuista eri riskiluokissa. Pd-estimaattien puutteesta johtuen binomitestin sekä muiden kalibrointikykyä mittaavien testien osalta saavutettuja tuloksia voi pitää lähinnä havainnollistavina. Lisäksi oletus yrityksen maksukyvyttömyyksien korreloimattomuudesta ei käytännössä ole realistinen. Korrelaation vaikutusta pd-lukuihin olisi mahdollista arvioida, mikäli maksukyvyttömyyksien oletettaisiin noudattavan normaalijakaumaa ja korrelaatio huomioitaisiin osana pd:itä, jolloin päädyttäisiin yhtälöihin 17 ja 18. (Gastermans ym. 2010).

$$Z = \frac{PD - EXP(PD)}{\sqrt{\frac{EXP(PD) \times (1 - EXP(PD))}{n}}} \sim N(0, 1) \quad (17)$$

$$Z^* = \frac{PD - EXP(PD)}{\sqrt{\frac{EXP(PD) \times (1 - EXP(PD))}{n(1 - \rho^2)}}} \sim N(0, 1) \quad (18)$$

Khiin neliötesti, joka tunnetaan myös Hosmer-Lemeshowin testinä, eroaa binomitestistä siinä, että se suoritetaan riskiluokkien sijaan koko aineistolle kerralla. Hypoteesit ovat:

$H_0$ : ennustetut pd:t eivät eroa tilastollisesti merkitsevästi toteutuneista pd:istä

$H_1$ : ennustetut pd:t eroavat tilastollisesti merkitsevästi toteutuneista pd:istä.

Mikäli  $p_0, \dots, p_k$  kuvastaa ennustettuja pd:itä riskiluokissa  $0, 1, \dots, k$ , voidaan testi määrittellä seuraavasti:

$$T_k = \sum_{i=0}^k \frac{(n_i p_i - \Theta_i)^2}{n_i p_i (1 - p_i)} \quad (19)$$

missä  $n_i$  kuvaa yritysten lukumäärää luokassa  $i$  ja  $\Theta_i$  maksukyvyttömyisten yritysten määrää luokassa  $i$ . Muuttuja  $p_i$  kuvastaa ennustettuja maksukyvyttömyyksiä luokassa  $i$ . Khiin neliötestin heikkoutena voidaan nähdä se, että mikäli esimerkiksi heikoin riskiluokka sisältää suurimman osan maksukyvyttömyistä havainnoista, määrittelee heikoimman luokan ennustettu pd-luku pitkälti testin tuloksen. Khiin neliötestin tuloksia koskevat samat rajoitteet todellisten pd-estimaattien puutteen osalta kuin binomitestiä. Toinen khiin neliötestiin liit-

tyvä heikkous on se, että se perustuu kappalemääräisiin havaintoihin ja sen tulos on näin ollen riippuvainen aineiston koosta. (Baselin komitea 2005).

### 5.2.5 *Kvalitatiivisten riskiluokitusmuuttujien merkityksen arvioiminen*

Tutkimuksessa kvalitatiivisten muuttujien merkitsevyyttä maksukyvyttömyyden ennustamisessa on pyritty mallintamaan tutkimusaineiston sisältämien riskimuuttujien pisteytysten avulla. Riskimuuttujien perusteella on muodostettu logistinen regressioyhtälö, joka kuvastaa maksukyvyttömyyden tapahtumista vuoden kuluttua. Maksukyvyttömyyttä on mallinnettu binäärimuuttujana (0, 1), jossa 1 vastaa maksukyvyttömäksi vuoden kuluttua ajautuvaa yritystä. Riskimuuttujien perusteella muodostettu logistinen regressioanalyysi on:

$$F_{md} = b_0 + b_1 \times \text{omistus ja yhtiö rakenne} + b_2 \times \text{avainhenkilöt ja organisaatio} \\ + b_3 \times \text{toimiala, tuotteet ja asiakkaat} + b_4 \\ \times \text{markkinointi ja kilpailukyky} + b_5 \times \text{toimintapuitteet} + b_6 \\ \times \text{kannattavuus} + b_7 \times \text{rahoituksen riittävyys} + b_8 \\ \times \text{rahoitusrakenne} + \varepsilon$$

missä  $b_0$  kuvastaa vakiotermiä,  $b_i$  kyseisen riskimuuttujan logit-lukua ja  $\varepsilon$  häiriötermiä. Malli sisältää sekä kvantitatiivisia että kvalitatiivisia muuttujia ja niiden tilastollista merkitsevyyttä on arvioitu logistisen regressiomallin tulosten perusteella.

Finnveran riskiluokitusmalli sisältää kuitenkin riskimuuttujien lisäksi painoarvot riskimuuttujille, mikä vaikuttaa lopulliseen pistemäärään ja riskiluokkaan. Muuttujien painoarvot ovat mallissa kiinteät eikä niitä ole mahdollista muuttaa. Tämän johdosta muuttujien kiinteällä painoarvolla voi mahdollisesti olla merkitystä logistisen regressiomallin tulosten kannalta. Tätä on pyritty kontrolloimaan suorittamalla logistisen regressiomallin testit sekä muuttujien painoarvojen kanssa että ilman niitä. Lisäksi muuttujien merkitsevyyden osalta saavutettujen taustatulosten validiteettia on pyritty arvioimaan vertaamalla saavutettuja tuloksia vain heikoimman B3-riskiluokan yritykset sisältävään aineistoon, vuositasolla jaoteltuun aineistoon sekä aineiston perusteella muodostettuun askeltavaan logistiseen regressiomalliin. Askeltavan logistisen regressiomallin tarkoitus on muodostaa malli, joka pystyy erottelemaan mahdollisimman suuren osan maksukykyisistä ja maksukyvyttömistä yrityksistä mahdollisimman pienellä muuttujamäärällä.



## Matriisi C

Vuodet		A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
2006-2007	A1	42,9 %	3,3 %	0,3 %				42,9 %	85,7 %
	A2	14,3 %	38,3 %	4,4 %	0,1 %	0,1 %		38,3 %	76,7 %
	A3		20,0 %	45,9 %	5,5 %	0,4 %		35,3 %	81,3 %
	B1			11,6 %	44,1 %	8,5 %	0,8 %	33,7 %	77,8 %
	B2			1,9 %	15,0 %	47,0 %	15,6 %	31,1 %	78,1 %
	B3			0,6 %	1,4 %	11,9 %	44,6 %	31,3 %	75,9 %
	C				0,2 %	1,1 %	7,8 %		
	n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)	7	60	320	987	1 607	643	1 172	2 823
	n (matriisi)	3 624							

## Matriisi D

Vuodet		A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
2007-2008	A1	12,5 %						62,5 %	75,0 %
	A2	12,5 %	37,0 %	1,4 %				38,9 %	75,9 %
	A3	12,5 %	14,8 %	40,1 %	5,1 %	0,4 %		34,9 %	75,0 %
	B1		7,4 %	18,7 %	42,6 %	8,5 %	0,6 %	31,0 %	73,6 %
	B2		1,9 %	4,9 %	19,5 %	45,0 %	13,3 %	30,3 %	75,3 %
	B3				1,6 %	14,5 %	44,3 %	28,9 %	73,2 %
	C				0,2 %	1,2 %	12,9 %		
	n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)	8	54	284	902	1 616	637	1 079	2 607
	n (matriisi)	3 501							

## Taulukko E

Vuodet		A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
2008-2009	A1	42,9 %						42,9 %	85,7 %
	A2	14,3 %	30,0 %	1,9 %				42,5 %	72,5 %
	A3		17,5 %	36,4 %	4,2 %	0,1 %		36,0 %	72,4 %
	B1		7,5 %	21,9 %	39,3 %	5,7 %	0,1 %	29,9 %	69,2 %
	B2		2,5 %	4,5 %	26,6 %	47,6 %	11,5 %	27,9 %	75,5 %
	B3				1,3 %	18,5 %	49,1 %	29,6 %	78,7 %
	C					1,8 %	13,1 %		
	n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)	7	40	269	877	1 678	741	1 001	2 621
	n (matriisi)	3 612							

## Matriisi F

Vuodet		A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
2009-2010	A1								
	A2	75,0 %	19,0 %	2,6 %	0,3 %			33,3 %	52,4 %
	A3		28,6 %	31,6 %	3,6 %			35,2 %	66,8 %
	B1	25,0 %	19,0 %	24,9 %	45,6 %	5,7 %	0,1 %	27,5 %	73,1 %
	B2			5,7 %	20,5 %	53,7 %	12,6 %	23,8 %	77,5 %
	B3				2,4 %	15,7 %	49,5 %	27,4 %	76,9 %
	C				0,1 %	1,1 %	10,4 %		
	n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)	4	21	193	755	1 814	987	984	2 857
	n (matriisi)	3 774							



Matriisi G

Vuodet 2010-2011		A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
	A1								
	A2	9,1 %	10,9 %	1,3 %	0,1 %			40,9 %	51,8 %
	A3	9,1 %	10,9 %	16,6 %	4,6 %	0,2 %		31,1 %	47,7 %
	B1		1,8 %	11,6 %	45,4 %	5,9 %	0,2 %	28,0 %	73,4 %
	B2			1,3 %	20,5 %	52,0 %	10,9 %	24,5 %	76,6 %
	B3				1,3 %	16,3 %	48,3 %	29,2 %	77,6 %
	C				0,1 %	1,0 %	11,3 %		
	n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)	2	22	135	747	2 027	1 053	1 065	3 024
	n (matriisi)	3 986							

Matriisi H

Vuodet 2011-2012		A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
	A1								
	A2		37,5 %	2,1 %	0,1 %			50,0 %	87,5 %
	A3		12,5 %	32,9 %	4,3 %	0,2 %		35,0 %	67,8 %
	B1			23,1 %	45,5 %	7,1 %	0,7 %	30,0 %	75,6 %
	B2			7,0 %	19,0 %	50,1 %	11,8 %	26,0 %	76,1 %
	B3				1,0 %	15,9 %	48,6 %	28,5 %	77,2 %
	C					0,8 %	10,3 %		
	n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)		16	143	716	1 999	1 170	1 127	3 077
	n (matriisi)	4 044							

Matriisi I

Vuodet 2012-2013		A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
	A1								
	A2		28,6 %	0,9 %	0,1 %			42,9 %	71,4 %
	A3		21,4 %	35,2 %	5,6 %	0,2 %		43,5 %	78,7 %
	B1		7,1 %	20,4 %	45,4 %	6,6 %	0,2 %	28,1 %	73,6 %
	B2				19,8 %	49,8 %	13,0 %	28,6 %	78,4 %
	B3				0,8 %	13,8 %	47,5 %	29,4 %	76,9 %
	C					0,9 %	9,8 %		
	n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)		14	108	711	1 967	1 265	1 188	3 134
	n (matriisi)	4 065							

Matriisi J

Vuodet 2013-2014		A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
	A1		7,1 %						
	A2		50,0 %	6,5 %				28,6 %	78,6 %
	A3			34,7 %	3,3 %	0,2 %		40,3 %	75,0 %
	B1		14,3 %	16,9 %	49,1 %	6,7 %	0,4 %	30,0 %	79,1 %
	B2			1,6 %	16,7 %	50,1 %	13,2 %	29,5 %	79,5 %
	B3				0,9 %	12,8 %	48,3 %	28,8 %	77,1 %
	C					0,9 %	9,4 %		
	n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)		14	124	641	1 841	1 178	1 125	2 981
	n (matriisi)	3 798							

Vuositasen muutosmatriisien avulla on mahdollista tarkistella Finnveran riskiluokitusmallin stabiiliutta ja ennustustarkkuutta ajallisesti. Yhden vuoden aikajaksolla Finnveran riskiluokitusmallin tuloksia voidaan pitää kohtuullisen hyvänä. Maksukyvyttömyyteen ajautuneet yritykset ovat keskittyneet pitkälti heikoimpaan B3-riskiluokkaan, jossa osuus on ollut keskimäärin noin 10 % luokkaa vuositasolla. Vuosien 2008–2011 aikana maksukyvyttömyyksien osuudessa on havaittavissa prosenttimääräistä kasvua, mikä on mahdollisesti seurausta ajanhetken heikosta makrotaloudellisesta yleistilanteesta.

B2-riskiluokassa maksukyvyttömäksi on ajautunut keskimäärin hieman alle 1 % yrityksistä lukuun ottamatta vuosia 2008–2011, jolloin myös B2-riskiluokan maksukyvyttömien yritysten osuus oli korkeammalla. B1-riskiluokassa maksukyvyttömyyteen on ajautunut yrityksiä vuosina 2008, 2010 ja 2011, mutta maksukyvyttömien yritysten osuus on ollut 0,1–0,2 % välillä. Vahvaa maksukykyä kuvastavien A1–A3-riskiluokkien yrityksistä yksikään ei ole ajautunut maksukyvyttömäksi yhden vuoden aikajänteellä tarkasteltuna.

Riskiluokitusten heikentyminen on ollut vahvistumista yleisempää kaikissa riskiluokissa. Erityisen yleistä heikentyminen on ollut vahvoissa riskiluokissa A1–A3, mutta niiden vähäisten havaintomäärien takia johtopäätösten tekeminen on haastavaa. B2 ja B3 riskiluokkien kohdalla luokitusten vahvistuminen ja heikentyminen yhdellä luokalla on kehittynyt muita riskiluokkia tasaisemmin, kun taas B1 ja B2 luokkien välillä heikentyminen on selvästi yleisempää. Vuosi 2005 vaikuttaa olevan tilastollisesti poikkeava, sillä tällöin peräti 56 prosentilla B1-luokan ja 57 prosentilla A3-luokan yrityksistä riskiluokitus heikkeni yhdellä luokalla.

Riskiluokitusten trendinomainen heikentyminen kymmenen vuoden aikajänteellä tarkasteltuna viittaisi siihen, että riskiluokituksia mahdollisesti arvioidaan aluksi hieman positiivisesti ja korjataan myöhemmin alaspäin, jos toteutunut taloudellinen kehitys jää odotuksista. On myös mahdollista, että tämä on seurasta esimerkiksi yleisen taloustilanteen heikentymisestä, mikä näkyy korrelaationa muutosmatriiseissa. Ilmiö vaikuttaa olevan kuitenkin kohtuullisen vakaa kymmenen vuoden aikajänteellä tarkasteltuna, mikä ei tue ajatusta yleisen taloustilanteen vaikutuksesta. Lisäksi B2- ja B3-luokkien kohtuullisen tasainen vaihtelu keskenään ja B1-luokan kohtuullisen tasainen lasku yhdellä riskiluokalla viittaisi siihen, että riskiluokkien rajat ovat mahdollisesti liian laajat. Mikäli riskiluokkien rajat ovat liian laajat, riskiluokat eivät erottele yrityksiä riittävän tarkasti, vaan niihin ajautuu riskiominaisuuksiltaan toisistaan eroavia yrityksiä, mikä voi puolestaan johtaa riskiluokitusten korkeampaan vaihteluun tulevana vuosina.

Riskiluokitusten stabiiliutta voi pitää yhden vuoden aikajänteellä kohtuullisen hyvänä. M\*-sarakkeen yritysten osuus, joka kuvastaa yrityksiä jotka ovat joko maksaneet vastuunsa kuluvan vuoden aikana (ei luokitusta seuraavana vuotena) tai joiden luokitus on säilynyt muuttumattomana (tummennettu sarake), on vaihdellut keskimäärin 70–79 % välillä erityisesti B1–B3-luokan yrityksillä, jotka sisältävät suurimman osan aineiston

yrityksistä. Cantor ja Mann (2007) tutkivat Moody's:in antamien riskiluokitusten stabiiliutta vuosilta 1999–2005, joka oli keskimäärin 78,2 %. Finnveran luottoluokitusmallin tulosta voi pitää hyvänä huomioden se, että Moody's:in reittaamat yritykset ovat selvästi Finnveran pk-yrityksiä suurempia, ja lisäksi Moody's:in reittaamista yrityksistä on usein huomattavasti enemmän taloudellista tietoa käytettävissä luokitusten arvioimiseksi. Tulokset eivät kuitenkaan ole suoraan verrannollisia, sillä Finnveran ja Moody's:in kriteerit eroavat todennäköisesti sen osalta, milloin yritys luokitellaan maksukyvyttömään luokkaan.

Tutkimusaineistosta johdetut vuositason muutosmatriisit eivät myöskään anna täydellistä kuvaa Finnveran riskiluokkien kehityksestä. Vuositason muutosmatriisit kuvaavat yhden vuoden aikana tapahtuneita muutoksia riskiluokissa. Vuositason muutosmatriisit eivät siis huomioi sitä, mikäli kyseisen vuoden aineistoon sisältyneistä yrityksistä on olemassa riskiluokituksia aikaisemmilta tai myöhemmilta vuosilta.

Taulukko 11 seuraavalla sivulla kuvastaa riskiluokitusten muutosta viiden vuoden aikajänteellä, jolloin aineisto sisältää ensimmäisen vuoden riskiluokitukset yrityksistä sekä mahdolliset myöhempien vuosien riskiluokitukset samoista yrityksistä seuraavilta viideltä vuodelta. Yrityksen on katsottu maksaneen vastuunsa (MAKS), mikäli siltä puuttuu riskiluokitus kahdelta peräkkäiseltä vuodelta viiden vuoden aikajaksolla. Säilyäkseen riskiluokiteltuna viiden vuoden muutosmatriisin lopussa yritykseltä saa siis puuttua riskiluokitus korkeintaan kahdelta vuodelta, eivätkä nämä vuodet voi olla peräkkäisiä. Lisäksi yrityksen täytyy säilyä maksukykyisenä. Kahden vuoden riskiluokituksen puuttumiseen liittyvän rajauksen syynä on se, että havaintoaineisto sisältää paljon yrityksiä, joista ei ole luokitusta jokaiselta vuodelta. Jokisen (keskustelu 12.10.2016) mukaan tämä johtuu siitä, että asiakaskanta voi sisältää paljon yrityksiä, jotka ovat maksaneet vastuunsa pois, mutta mahdollisesti tulleet jälleen asiakkaiksi esimerkiksi vuoden kuluttua. Mikäli nämä yritykset sisällytettäisiin MAKS-sarakkeeseen, nousisi sen osuus erittäin korkeaksi, mikä ei antaisi todenmukaista kuvaa luokitusten kehityksestä huomioiden se, että myös Finnveran antamien riskiluokitusten on tarkoitus kuvata maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä useamman vuoden pituiselta aikaväliltä.

Mikäli yritys on ajautunut maksukyvyttömäksi, on se luokiteltu C-luokkaan ja mikäli se on poistunut aineistosta maksukykyisenä, on se luokiteltu MAKS-luokkaan, kuten myös yhden vuoden muutosmatriiseissa. MAKS- ja C-luokka eivät kuitenkaan erottele sitä, minkä vuoden aikana yritys on ajautunut luokkaan. Lisäksi matriisi ei huomioi mahdollisia viiden vuoden sisällä tapahtuneita riskiluokituksen muutoksia vaan alkupe-  
räisen luokituksen sekä mahdollisen muutoksen viimeisessä luokituksessa.





Matriisi D

Vuodet 2009-2014	A1	A2	A3	B1	B2	B3	MAKS	M*
A1							75,0 %	75,0 %
A2			1,0 %	0,1 %	0,1 %		66,7 %	66,7 %
A3		4,8 %	4,7 %	1,9 %	0,3 %	0,1 %	74,6 %	79,3 %
B1		23,8 %	11,4 %	14,5 %	6,7 %	1,3 %	58,4 %	72,8 %
B2	25,0 %		6,2 %	17,6 %	19,7 %	8,5 %	52,5 %	72,3 %
B3		4,8 %	1,6 %	5,4 %	12,1 %	9,8 %	50,8 %	60,6 %
C			0,5 %	2,1 %	8,5 %	29,5 %		
n (sis. sarake ja vastaava MAKS-rivi)	4	21	193	754	1 813	989	2 055	2 628
n (matriisi)	3 774							

Viiden vuoden aikajänteellä tarkasteltuna maksukyvyttömyyteen ajautuneiden yritysten osuus on noussut. Tämä on luonnollista huomioiden se, että viiden vuoden muutosmatriisit kuvastavat ehdollista jakaumaa, jossa yrityksen säilyminen maksukykyisenä edellyttää, että se on säilynyt maksukykyisenä myös edellisten vuosien aikana. Viiden vuoden aikavälillä tarkasteltuna myös A3-luokan yrityksiä on ajautunut maksukyvyttömäksi, joskin niiden osuus on edelleen kohtuullisen pieni, vaihdellen 0,3–1,7 % välillä. Viiden vuoden aikavälillä on myös nähtävissä Finnveran asiakaskannan kohtuullisen korkea vaihtuvuus, sillä MAKS-luokan yritysten osuus on vuosien 2004–2009 B3-luokkaa lukuun ottamatta yli 50 % kaikkien luokkien osalta neljän tarkasteluperiodin aikana.

B1-luokan maksukyvyttömyyteen ajautuneiden yritysten osuus on pysytellyt kohtuullisen matalana myös viiden vuoden aikajaksolla, ollen korkeimmillaan 3,1 % vuosina 2008–2013. B2-luokan maksukyvyttömyyteen ajautuneiden osuus on puolestaan vaihdellut 7,6–10 % välillä, kun taas B3-luokan osalta osuus on vaihdellut 23,3–29,5 % välillä.

Viiden vuoden muutosmatriisien tulokset ovat pitkälti yhtenäisiä yhden vuoden muutosmatriisien kanssa. Yhtenevät tulokset osoittavat, että Finnveran riskiluokitusmalli on toimiva ja stabiili myös useamman vuoden aikajänteellä. Viiden vuoden muutosmatriisit kuitenkin vahvistavat aikaisemmat havainnot siitä, että vahvojen riskiluokkien yritysten luokitukset ovat keskimäärin heikentyneet. Viiden vuoden aikajänteellä suuri osa niistä on myös maksanut vastuunsa pois, mutta vaikka viiden vuoden muutosmatriisi ei näytä sitä, myös useiden vastuunsa maksaneiden yritysten luokitus on heikentynyt ennen kuin ne ovat maksaneet vastuunsa pois. B1-luokan yritysten osalta B2-luokkaan heikentyneiden osuus on puolestaan pysynyt kohtuullisen korkeana, lähellä 20 % tasoa lukuun ottamatta vuosia 2005–2010. B2- ja B3-luokkien osalta puolestaan sekä luokituksen vahvistuminen että heikentyminen yhdellä riskiluokalla on keskimäärin lähes yhtä yleistä, joskin heikentyneiden osuus on keskimäärin muutaman prosenttiyksikön suurempi.

### **6.1.2 Riskiluokkien sisäisten pistemäärien kehitys**

Tutkimuksen muutosmatriisien tarkastelun perusteella näyttää siltä, B3 ja B2 vuositason vaihtelu yritysten välillä näissä riskiluokissa on kohtuullisen vakaata. Koko riskiluokkien muutosta kuvastavat muutosmatriisit eivät kuitenkaan paljasta esimerkiksi sitä, miten yritysten keskimääräiset riskipisteet ovat muuttuneet luokkien sisällä. Tämän vuoksi riskiluokkien sisäistä stabiiliutta on tarkasteltu vielä erikseen riskiluokkien sisäisten pistemäärien kehityksen perusteella. Tulokset on raportoitu seuraavalla sivulla taulukossa 12.

Taulukosta 12 on havaittavissa, että pistekeskiarvot sekä niiden keskihajonta ovat pysyneet verrattain vakaana, kun riskiluokat on jaettu alariskiluokkiin sen mukaan, säilyykö yrityksen riskiluokka muuttumattomana tai tapahtuuko siinä yhden riskiluokan muutos. Riskiluokkien perusteella muodostettujen sisäisten alariskiluokkien verrattain vakaan kehityksen myötä näyttäisi siltä, että alariskiluokkien pistearvot sekä keskihajonnat ovat pysyneet hyvin vakaina kymmenen vuoden aikavälillä. Esimerkiksi B3-luokassa ennallaan pysyneiden yritysten riskipisteiden keskiarvo on vaihdellut 43,1–44,0 pisteen välillä keskihajonnan vaihdellessa 4,62–5,17 pisteen välillä. Kyseisen luokan yritysten pistemäärissä näyttää siis olevan keskimäärin noin viiden pisteen hajonta, mutta yritysten riskipisteiden keskiarvo on hyvin vakaa ja vaihtelee alle yhden pisteen verran vuositasona.

Tulosten perusteella näyttäisi siltä, että ainakin teoreettisesti nykyisiä riskiluokkia olisi mahdollista erotella aikaisempaa tarkemmin lisäämällä alariskiluokkia. Esimerkiksi B2-riskiluokkaa olisi mahdollista erotella tarkemmin lisäämällä siihen heikko, keski-verta ja vahva B2:n sisäinen luokka, sillä riskiluokkien pistekeskiarvoissa näyttää olevan selviä eroja yritysten osalta joiden luokitus pysyy muuttumattomana tai vastaavasti nousee tai laskee yhdellä luokalla. Riskiluokkien tarkentamisessa olisi mahdollista hyödyntää alariskiluokkien pistekeskiarvoja sekä keskihajontaa, kohtuullisen korkeiden alariskiluokkien havaintojen tukiessa tulosten luotettavuutta.

Taulukko 12 Alariskiluokkien pistekeskisarvojen kehitys vuositasolla

Tämä taulukko raportoi pistekeskisarvojen muutokset riskiluokissa vuosittain. Esimerkiksi vuoden 2004 B3-B3 luokka sisältää yritykset, joiden luokitus oli B3 sekä 2004 että 2005. B3-C taas sisältää B3-luokan yritykset, joiden luokitus tippui seuraavana vuotena C-luokkaan. Tunnusluvusta  $\mu$  kuvastaa luokan keskiarvoa,  $M_d$  mediaania,  $M_o$  moodia,  $s$  keskihajontaa ja  $n$  havaintojen lukumäärää.

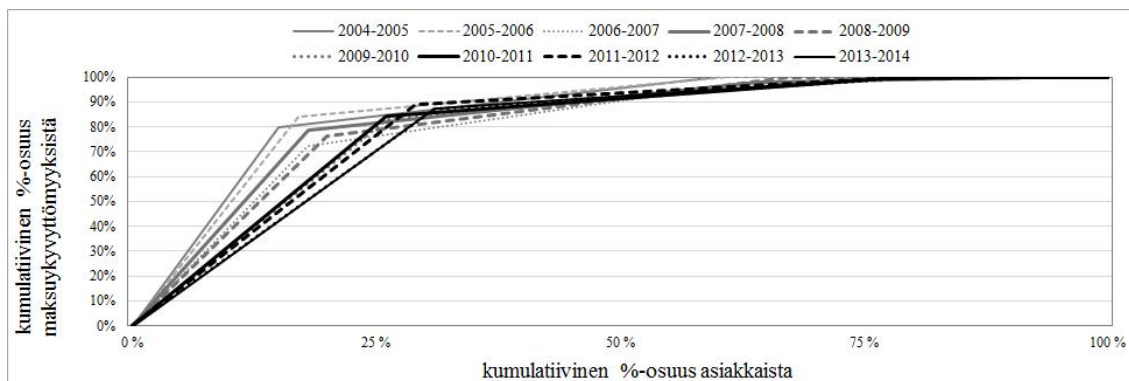
B3-B3	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$\mu$	43,3	43,4	43,7	43,4	43,7	44,0	44,0	44,2	43,5	43,1
$M_d$	44,0	45,0	45,0	44,5	45,0	45,0	46,0	46,0	45,0	44,0
$M_o$	44,0	48,0	48,0	48,0	48,0	48,0	48,0	48,0	48,0	48,0
$s$	4,73	5,08	5,17	4,92	4,97	4,74	4,85	4,62	5,00	5,00
$n$	274	322	340	336	429	583	621	672	694	569
B3-C	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$\mu$	41,4	41,3	40,4	41,8	40,5	39,6	40,9	38,3	40,1	40,2
$M_d$	43,0	42,5	42,0	44,0	40,0	40,0	42,0	38,0	41,0	42,0
$M_o$	32,0	46,0	46,0	48,0	34,0	32,0	48,0	30,0	32,0	47,0
$s$	5,47	5,65	6,99	6,22	5,50	5,55	6,20	6,87	6,57	6,05
$n$	44	48	47	73	73	87	101	113	90	71
B3-B2	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$\mu$	45,1	45,0	45,7	45,5	45,9	46,3	46,5	45,8	45,9	45,4
$M_d$	47,0	46,0	47,0	46,0	47,0	47,0	48,0	47,0	47,0	47,0
$M_o$	48,0	49,0	49,0	48,0	48,0	48,0	48,0	48,0	48,0	48,0
$s$	4,16	3,71	3,89	3,73	3,05	2,95	4,01	3,52	3,66	4,02
$n$	97	116	132	106	106	160	142	174	202	155
B2-B2	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$\mu$	57,6	57,5	57,7	58,0	58,2	57,7	57,2	57,3	57,3	56,9
$M_d$	58,0	58,0	58,0	58,0	59,0	58,0	57,0	57,0	57,0	56,0
$M_o$	60,0	60,0	64,0	64,0	64,0	60,0	52,0	51 <sup>a</sup>	52,0	52,0
$s$	4,61	4,56	4,75	4,64	4,80	4,83	4,68	4,78	4,79	4,73
$n$	829	975	967	890	982	1 166	1 279	1 195	1 201	922
B2-B3	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$\mu$	55,0	55,1	54,7	55,5	55,5	55,5	54,8	55,0	54,2	54,2
$M_d$	53,0	54,0	53,0	54,0	54,0	55,0	53,0	54,0	53,0	53,0
$M_o$	50,0	50,0	50,0	50,0	52,0	52,0	50,0	50,0	50,0	50,0
$s$	4,59	4,64	4,42	4,69	4,63	4,51	4,45	4,46	3,92	4,15
$n$	196	223	245	303	351	341	377	378	310	235
B2-B1	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$\mu$	60,5	60,6	61,2	61,2	61,2	61,8	61,2	61,4	60,5	61,2
$M_d$	62,0	62,0	63,0	62,0	62,0	63,0	62,0	62,5	61,0	63,0
$M_o$	65,0	64,0	64,0	65,0	65,0	64,0	64,0	64,0	64,0	64,0
$s$	4,28	4,08	4,01	3,77	3,77	3,22	3,85	3,64	4,04	3,97
$n$	138	178	169	174	131	135	148	164	148	123
B1-B1	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$\mu$	71,5	71,4	71,4	71,4	71,6	71,1	71,1	70,5	70,8	70,5
$M_d$	72,0	71,0	72,0	72,0	72,0	71,0	71,0	70,0	71,0	70,0
$M_o$	72,0	66,0	72,0	72,0	76,0	66,0	66,0	68,0	66,0	66,0
$s$	3,49	3,51	3,52	3,42	3,54	3,47	3,51	3,43	3,49	3,51
$n$	458	581	533	453	409	413	408	385	371	315
B1-B2	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013
$\mu$	69,8	70,3	69,8	70,2	70,1	69,5	69,6	69,3	68,9	68,8
$M_d$	69,0	69,0	69,0	70,0	69,0	69,0	69,0	68,0	68,0	68,0
$M_o$	66,0	68,0	68,0	66,0	66,0	67,0	67,0	66,0	66,0	66,0
$s$	3,42	3,48	3,10	3,50	3,42	3,07	3,00	3,22	3,03	2,61
$n$	194	202	196	235	279	180	186	158	169	107

## 6.2 Mallin erottelukyky

Finnveran riskiluokitusmallin erottelukyvyn arvioiminen on suoritettu tässä tutkimuksessa kumulatiivisen tarkkuusprofiilin (CAP) sekä siitä johdetun tarkkuusasteen (AR) avulla. Kumulatiivinen tarkkuusprofiili on käytännössä visuaalinen havainnollistus muutosmatriisien tuloksista, sillä se kuvastaa maksukyvyttömyyksien jakautumista riskiluokkien ja aineiston yritysten kesken. Tarkkuusaste puolestaan kuvastaa mallin erottelukykyä suhteessa teoreettisesti täydelliseen malliin, joka luokittelee kaikki maksukyvyttömyyteen ajautuneet yritykset alun perin heikoimpaan riskiluokkaan jo ennen maksukyvyttömyyden syntymistä.

### 6.2.1 Yhden vuoden CAP-käyrät ja tarkkuusindeksit

Yhden vuoden aikajänteellä tarkasteltuna Finnveran riskiluokitusmallin kumulatiivisissa tarkkuusprofiileissa on esiintynyt jonkin verran muutoksia. Kuvio 3 esittää kumulatiiviset tarkkuusprofiilit yhden vuoden pituisilla aikaväleillä laskettuna. Selvin ero on huomattavissa siinä, että heikon B3-luokan yritysten osuus on kasvanut myöhempien vuosien luokituksissa, minkä johdosta myöhempien vuosien ensimmäiset havaintopisteet sisältävät enemmän yrityksiä, mutta toisaalta myös suuremman osuuden maksukyvyttömäksi ajautuneista yrityksistä.



Kuvio 3 Vuositason CAP-käyrät 2004–2014

Myöhäisempien vuosien luokituksia kuvaavista mustista janoista on nähtävissä, että ensimmäisen riskiluokan leikkauspiste, joka kuvastaa B3-luokkaa, on siirtynyt vuosien myötä kauemmas origosta, kun sekä riskiluokan sisältämien maksukyvyttömyyksien osuus että kumulatiivinen osuus asiakkaita on kasvanut. Yksittäisten vuosien CAP-käyrät on esitetty liitteessä 1.

Taulukon 13 tulokset vuositason tarkkuusindekseistä vahvistavat kuvion 3 osoittamat havainnot siitä, että vuositason riskiluokitusten tarkkuudessa on ollut jonkin verran vaihtelua. Vuosi 2006–2007 näyttäytyy poikkeavana havaintona, sillä kyseisen vuoden tarkkuusindeksi on 76,7 % kun se muina vuosina on yli 80 %. Lisäksi vuosien 2006–2009 tarkkuusindeksit ovat heikompia kuin ensimmäisten kahden vuoden ja vuosien 2010–2014 tarkkuusindeksit. Vuositason tarkkuusindeksien tuloksia voi pitää kuitenkin hyvinä, sillä yli 80 % tarkkuusasteen katsotaan osoittavan hyvän erottelukyvyn omaavaa mallia (Castermans ym. 2010). Esimerkiksi Cantorin ja Mannin (2007) tulosten perusteella Moody's:in luokitusten vastaava tarkkuusaste vuoden aikajänteellä oli 80,0 %. Eri tutkimuksissa saavutettujen aineistojen tarkkuusasteen suora vertaaminen ei kuitenkaan ole mahdollista ilman aineistojen ominaispiirteiden huomioimista esimerkiksi luottamusvälien ja maksukyvyttömyyden määritelmän avulla. ROC-mittojen tuloksia ei ole arvioitu niiden ollessa vain lineaarinen muunnos AR:sta.

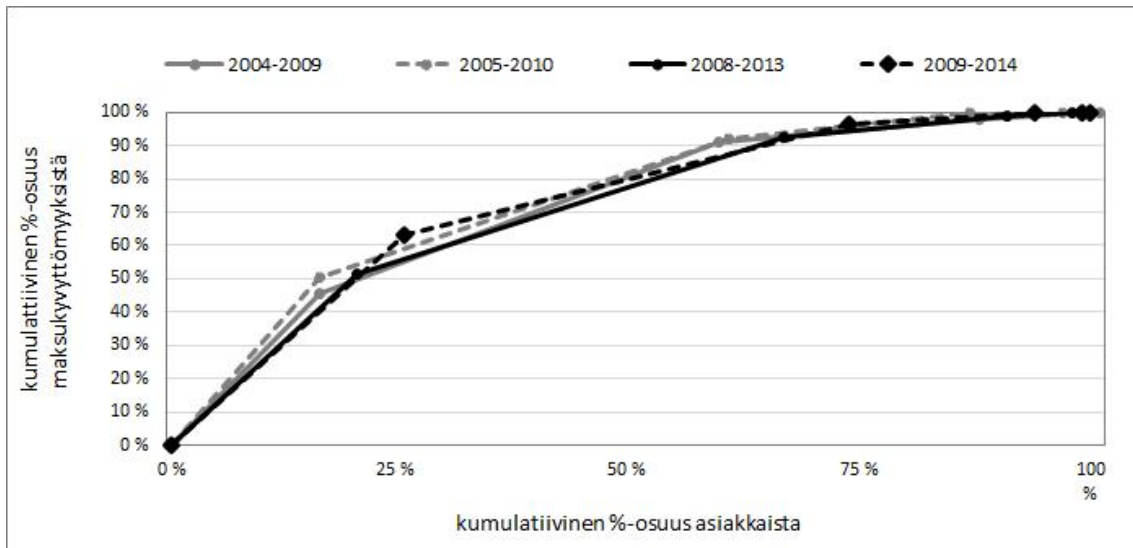
#### Taulukko 13 Vuositason tarkkuusindeksit

Tämä taulukko raportoi vuositason tulokset mallin tarkkuusasteen (AR) ja ROC-mitan osalta. ROC-mitta on laskettu lineaarisen muunnoksena AR:sta. Yleisesti 0,4-0,6 tasolla olevaa AR:a voidaan pitää hyväksyttävänä ja yli 0,8 tasolla olevaa erinomaisena (Castermans ym. 2010)

	2004-2005	2005-2006	2006-2007	2007-2008	2008-2009	2009-2010	2010-2011	2011-2012	2012-2013	2013-2014
AR	85,6 %	88,3 %	76,7 %	81,7 %	80,1 %	82,2 %	83,0 %	87,8 %	85,4 %	85,5 %
ROC	92,8 %	94,1 %	88,3 %	90,8 %	90,0 %	91,1 %	91,5 %	93,9 %	92,7 %	92,7 %

#### 6.2.2 Viiden vuoden CAP-käyrät ja tarkkuusindeksit

Viiden vuoden muutosmatriiseista johdetut CAP-käyrät osoittavat, että mallin erottelukyky on edelleen satunnaista mallia selvästi parempi myös viiden vuoden pituisella ajanjaksolla tarkasteltuna. Riskiluokitusmallin CAP-käyrät näyttävät kohtuullisen vakailta vuosittain, eikä mallissa ole huomattavissa merkittäviä vuositason vaihteluita. Kuvio 4 esittää tulokset viiden vuoden CAP-käyristä. Kuvion 4 perusteella näyttäisi siltä, että viiden vuoden CAP-käyrissä ensimmäistä riskiluokkaa kuvaava pistehavainto x-akselilla on siirtynyt hieman kauemmas origosta. Koska kumulatiiviset CAP-käyrät jakavat maksukyvyttömyyshavainnot riskiluokkien perusteella alkaen heikoimmasta riskiluokasta, tarkoittaa tämä sitä, että B3-havaintojen osuus aineistosta on kasvanut. Yksittäiset viiden vuoden CAP-käyrät on esitetty liitteessä 1.



Kuvio 4 Viiden vuoden CAP-käyrät aineiston tutkimusaikaväliltä

Viiden vuoden CAP-käyrissä on nähtävissä hajontaa, mutta muutosta voi pitää kohtuullisen pienenä, ja CAP-käyrien kehitystä vakaana. Loppupään vuosien 2008–2013 ja 2009–2014 käyrissä ensimmäiset havaintopisteet ovat siirtyneet x-akselilla hieman kauemmas origosta, mikä on seurasta B3-luokan havaintojen suhteellisen osuuden kasvusta. Toisaalta ensimmäiset havaintopisteet ovat siirtyneet y-akselilla puolestaan ylemmäs ja näin B3-luokka on sisältänyt aikaisempaa suuremman osuuden kaikista maksukyvyttömyyteen ajautuneista yrityksistä.

Taulukko 14 kuvastaa viiden vuoden aikaväleiltä laskettuja tarkkuusindeksejä. Viiden vuoden aikaväleillä tarkasteltuna Finnveran riskiluokitusmallin erottelukyky on pysynyt yli 50 % tasolla kaikilla tarkasteluperiodeilla AR:lla mitattuna, mitä voi pitää kohtuullisen hyvänä tuloksena. Viimeisimmällä tarkastelujaksolla 2009–2014 mallin tarkkuusindeksi on ollut korkeimmillaan AR:n oltua 59,4 %. Altman ja Rijken (2006) tutkivat kansainvälisten luottoluokituslaitosten reittausten erottelukykyä aineistolla, joka sisälsi kaikki Standard & Poor's:in suorittamat yritysten luottoluokitukset vuosilta 1981–2002. Tutkimuksen perusteella Standard & Poor's:in luottoluokitusten AR oli noin 74 % kolmen vuoden pituisella ennustusjaksolla. Standard & Poor's:in luokittelemat yritykset ovat kuitenkin huomattavasti suurempia kuin Finnveran riskiluokittelemat pk-yritykset, ja lisäksi luottoluokittajilla on käytettävissään selvästi enemmän tietoa luokitusten arvioimiseksi. Huomioiden erot aineistossa sekä Finnveran aineiston viiden vuoden aikajänteen, voi tuloksia Finnveran riskiluokitusmallista pitää kohtuullisen hyvänä.



## Taulukko 14 Tarkkuusindeksit viiden vuoden aikaväleiltä

Tämä taulukko raportoi viiden vuoden aikajaksojen tulokset mallin tarkkuusasteen (AR) ja ROC-mitan osalta. Alkuperäisenä havaintomääränä on käytetty viiden vuoden jaksojen ensimmäisen vuoden havaintomääriä. Yleisesti 0,4-0,6 tasolla olevaa AR:a voidaan pitää hyväksyttävänä ja yli 0,8 tasolla olevaa erinomaisena (Castermans ym. 2010)

	2004-2009	2005-2010	2008-2013	2009-2014
AR	53,1 %	57,0 %	52,0 %	59,4 %
ROC	76,5 %	78,5 %	76,0 %	79,7 %

## 6.3 Mallin kalibrointikyky

Taulukko 15 esittää aineiston toteutuneet vuotuiset pd:t riskiluokittain. Taulukosta on havaittavissa, että vuositason maksukyvyttömyksiä ei ole tapahtunut A-tason riskiluokissa, ja myös B1-tasolla todennäköisyys on ollut korkeimmillaan vain 0,1 % tasolla. B2-luokan osalta todennäköisyys on ollut keskiarvona 1,9 %, kun taas B3-luokan keskiarvo on ollut 10,5 %. B3-luokan maksukyvyttömyyksissä on ollut myös jonkin verran vaihtelua keskihajonnan ollessa 1,6 % vuositason.

## Taulukko 15 Aineiston vuotuiset pd:t riskiluokittain

Tämä taulukko raportoi vuositason muutosmatriiseista johdetut toteutuneet maksukyvyttömyydet eli pd:t aineistosta riskiluokittain sekä aineiston keskiarvon, varianssin ja keskihajonnan tutkimuksen aikaväliltä 2004-2014.

lv	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	$\mu$	s2	s
A1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
A2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
A3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
B1	0,000	0,000	0,002	0,002	0,000	0,001	0,001	0,000	0,000	0,000	0,001	0,000	0,001
B2	0,093	0,007	0,011	0,012	0,018	0,011	0,010	0,008	0,009	0,009	0,019	0,001	0,026
B3	0,103	0,099	0,078	0,129	0,131	0,104	0,113	0,103	0,098	0,094	0,105	0,000	0,016

Tämä taulukko raportoi viiden vuoden muutosmatriiseista johdetut toteutuneet maksukyvyttömyydet eli pd:t riskiluokittain sekä aineiston keskiarvon, varianssin ja keskihajonnan laskettuna viiden vuoden luvuista.

sv	2004-2009	2005-2010	2008-2013	2009-2014	$\mu$	s2	s
A1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
A2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
A3	0,017	0,003	0,015	0,005	0,010	0,000	0,007
B1	0,024	0,022	0,031	0,021	0,025	0,000	0,004
B2	0,100	0,076	0,106	0,085	0,092	0,000	0,014
B3	0,274	0,233	0,293	0,295	0,274	0,001	0,029

Tämä taulukko raportoi vuositason maksukyvyttömyyden todennäköisyyksistä johdetut viiden vuoden kumulatiiviset maksukyvyttömyyden todennäköisyydet eli pd:t aineistosta riskiluokittain sekä aineiston keskiarvon, varianssin ja keskihajonnan tutkimuksen aikaväliltä 2004-2014.

sv	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	$\mu$	s2	s
A1	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
A2	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
A3	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
B1	0,000	0,000	0,010	0,011	0,000	0,007	0,007	0,000	0,000	0,000	0,003	0,000	0,005
B2	0,385	0,036	0,052	0,060	0,086	0,054	0,051	0,037	0,045	0,043	0,085	0,010	0,106
B3	0,420	0,408	0,333	0,498	0,504	0,424	0,451	0,421	0,403	0,390	0,425	0,002	0,050

Viiden vuoden jaksoilla riskiluokkien pd:t muuttuvat selvästi ja myös A3-luokan yritysten joukossa pd:t nousevat, joskin ne ovat edelleen korkeimmillaan vain 1,7 % vuosina 2004–2009. Viiden vuoden jaksoilla B3-luokan yritysten pd on keskimäärin 27,4 %. Verrattaessa viiden vuoden jaksojen toteutuneita pd-lukuja vuositason pd-luvuista

johdettuihin lukuihin taulukossa 15, voidaan todeta, että toteutuneet luvut alittavat kumulatiiviset ennusteet selvästi.

Ensimmäisen vuoden pd:istä johdetut viiden vuoden kumulatiiviset pd-ennusteet vaikuttavat yliarvioivan B3-luokan pd:t selvästi ennustetun pd:n keskiarvon ollessa 42,5 %. B2- ja B1-luokkien osalta ennustetut taas vaikuttavat olevan kohtalaisen lähellä toteutuneita pd:itä, B2- ja B1-luokkien keskiarvon ollessa 8,5 % ja 0,3 %.

Taulukko 16 esittää tulokset binomitestin ja khiin neliötestin osalta. Testien tuloksia voidaan pitää lähinnä havainnollistavana, sillä ne perustuvat aineiston keskiarvoista johdettuihin riskiluokkien pd-estimaatteihin. Kalibrointikyvyn tarkempi mittaus tutkimuksessa käytetyllä aineistolla edellyttäisi pd-estimaattien määrittämistä C-luokalle.

#### Taulukko 16 Tulokset binomitestin ja khiin neliötestin osalta

Tämä taulukko raportoi tulokset binomitestien merkitsevyyden osalta riskiluokittain. Binomitestit on suoritettu vain riskiluokille, jotka ovat sisältäneet maksukyvyttömyksiä tarkastelujaksolla. Pd:n estimaattina riskiluokille on käytetty kymmenen vuoden aineistosta laskettua vuotuisten pd:iden keskiarvoa.

Binomitestit sig.	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
B1	0,401	0,472	0,032*	0,025*	0,454	0,097	0,095	0,390	0,388	0,358
B2	0,579	0,857	0,408	0,180	0,002***	0,341	0,449	0,882	0,657	0,720
B3	0,518	0,646	0,989	0,026*	0,012*	0,513	0,193	0,560	0,786	0,884

Tämä taulukko raportoi tulokset khiin neliötestin merkitsevyyden osalta vuosittain. Pd:n estimaattina riskiluokille on käytetty kymmenen vuoden aineistosta laskettua vuotuisten pd:iden keskiarvoa.

Khiin neliötesti sig.	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
	0,044*	0,003***	0,002***	0,007***	0,071	0,045*	0,013*	0,001***	0,004***	0,003***

\*\*\*  $H_0$  hylätään 99,5 % merkitsevyystasolla

\*\*  $H_0$  hylätään 99,0 % merkitsevyystasolla

\*  $H_0$  hylätään 95 % merkitsevyystasolla

Binomitestin tulosten osalta  $H_0$  hyväksytään B1-luokassa vuosien 2007 ja 2008 tuloksia lukuun ottamatta. Havaittujen tappioiden ei todeta eroavan merkitsevästi ennustetuista tappioista, jotka perustuvat kymmenen vuoden keskiarvoon. B2-luokassa  $H_0$  hyväksytään vuotta 2008 lukuun ottamatta. B3-luokan osalta  $H_0$  hylätään vuosina 2008 ja 2009. Binomitestin tulokset osoittavat, että maksukyvyttömyyteen ajautuneiden yritysten osuus on ollut kymmenen vuoden keskiarvoa korkeammalla vuosien 2007–2009 aikana.

Khiin neliötestin osalta  $H_0$  hylätään vuotta 2009 lukuun ottamatta kaikkina vuosina.  $H_0$ :n hylkääminen viittaisi siihen, että toteutuneet pd:t eroavat vuosittain tilastollisesti merkitsevästi ennustetuista. Khiin neliötestin tuloksien luotettavuutta rajoittaa kuitenkin se, että testi perustuu kappalekohtaisiin maksukyvyttömyyshavaintoihin, eikä se huomioi maksukykyisten yritysten osuuden vaikutusta.



## 6.4 Tulokset kvalitatiivisten muuttujien merkitsevyyden osalta

### 6.4.1 Tulokset mallin muuttujien osalta

Kvalitatiivisten muuttujien merkitsevyyden testaamisen ohella aineistolle suoritettiin taustatestejä sen toimivuuden arvioimiseksi. Taustatestien tuloksena paljastui se, että riskiluokitusmallin muuttujista johdettu logistinen regressiomalli ei pysty ennustamaan maksukyvyttömäksi ajautuvia yrityksiä. Malli ennustaa kaikkien yritysten säilyvän maksukykyisenä, eikä näin ollen eroa ns. naiivista oletuksesta. Tulos oli odotettavissa, sillä maksukyvyttömiä yrityksiä oli vain noin 3 % koko aineiston yrityksistä, mikä johtaa siihen, että logistinen regressio ennustaa kaikkien yhtiöiden säilyvän maksukykyisenä sen ollessa huomattavasti todennäköisempää. Taulukko 17 esittää tulokset logistisen regressiomallin erottelukyvyn osalta.

Taulukko 17 Logistisen regressiomallin ennustuskyvyn tarkastelu

Tämä taulukko esittää mallin erottelukyvyn logistisena regressiomallina vuoden aikajänteellä kun selitettävänä muuttujana on maksukyvyttömyys (1: ajautuu maksukyvyttömäksi, 0: säilyy maksukykyisenä). Lisäksi taulukko esittää mallin selitysasteet sekä tulokset Omnibus testin osalta.

Mallin ennuste maksukyvyttömyydestä	0	1	Ennustettu oikein luokasta	
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100,0 %
	1	1 301	0	0,0 %
Oikein ennustetut havainnot yhteensä				96,8 %

Mallin selitysaste	-2 log likelihood	Cox ja Snell R2	Nagelkerke R2
	9 854	0,040	0,163

Omnibus testi	Khiin neliötesti	df	Sig.
Step	1 673	8	0,000
Block	1 673	8	0,000
Model	1 673	8	0,000

Mallin erottelukyky kokonaisuudessaan on 96,8 %. Malli ennustaa, että kaikki yritykset, joita aineistossa oli yhteensä 40 816 kappaletta, säilyvät maksukykyisenä. Maksukyvyttömäksi ajautuu kuitenkin tutkimuksen aikana 1 301 kappaletta yrityksiä, jotka malli ennustaa väärin maksukykyiseksi, mikä johtaa 96,8 % erottelukykyyn kokonaisuudessaan.

Nagelkerken  $R^2$  kuvastaa muunnosta mallin selitysasteesta, jonka on tarkoitus vastata lineaarisen regressiomallin selitystasetta. Tutkijoiden kesken ei ole saavutettu yksimielisyyttä siitä, mikä muunnos vastaisi parhaiten selitystasetta logistisessa regressiomallissa. Omnibus testin osalta reittausmuuttujat sisältävä malli näyttää olevan pelkän vakio-

termin sisältävää mallia parempi alle 0,01 % merkitsevyystasolla. Tämä on nähtävissä sig.-sarakkeesta.

Mallin kyvyttömyys erotella maksukyvyttömiä yrityksiä maksukykyisistä ei ole tutkimuksen tulosten kannalta kovin merkittävää, sillä tutkimuksen tavoitteena on tarkastella yksittäisen muuttujien merkitystä maksukyvyttömyyden ennustamisessa. Taulukko 18 esittää tulokset muuttujien merkitsevyydestä mallin selittäjinä. Taulukossa  $\beta$  –sarake kuvastaa logistista regressiokerrointa muuttujalle ja Exp ( $\beta$ ) –sarake vastaavasti mallin antamaa odds-ratiota muuttujalle. Mallissa maksukyvyttömyyttä ennustaa binäärimuuttuja 1, maksukykyisen yrityksen toimiessa referenssiluokkana 0. Näin ollen odds-ratio kuvastaa maksukyvyttömyyden odds-ration muutosta, kun muuttujan arvo kasvaa yhdellä pisteellä. Jos esimerkiksi omistus- ja yhtiörakenteelle annettu pisteytys kasvaa yhdellä, nostaa se maksukyvyttömyyden odds-ratiota 0,949. Luvun ollessa alle 1 tarkoittaa tämä sitä, että maksukyvyttömyyden todennäköisyys laskee (tai maksukykyisyys tulee suhteessa todennäköisemmäksi). *S.E.* kuvastaa mallissa keskivirhettä. Waldin testisuure (*Wald*) saadaan jakamalla regressiokerroin ( $\beta$ ) sen keskivirheellä (*S.E.*) ja korottamalla tulos toiseen potenssiin. Sarakkeesta *Sig.* on nähtävissä Waldin testisuureta vastaava p-arvo. Tutkimuksessa regressiokertoimien on tulkittu olevan merkittäviä, mikäli niitä vastaava p-arvo on alle 0,05. Muuttuja  $w_i$  kuvastaa muuttujan riskipainoa Finnveran luokitusmallissa.

Taulukko 18 Logistisen regressiomallin muuttujien merkitsevyys

	$\beta$	<i>S.E.</i>	<i>Wald</i>	<i>Sig.</i>	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiörakenne × $w_1$	-0,053	0,019	7,787	0,005	0,949
Avainhenkilöt ja organisaatio × $w_2$	-0,061	0,011	29,880	0,000	0,941
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat × $w_3$	0,026	0,026	0,937	0,333	1,026
Markkinointi ja kilpailukyky × $w_4$	0,000	0,028	0,000	0,997	1,000
Toimintapuitteet × $w_5$	-0,038	0,025	2,239	0,135	0,963
Kannattavuus × $w_6$	-0,123	0,012	104,135	0,000	0,884
Rahoituksen riittävyys × $w_7$	-0,312	0,041	57,337	0,000	0,732
Rahoitusrakenne × $w_8$	-0,163	0,016	102,698	0,000	0,849
vakio	0,222	0,117	3,624	0,057	1,249

Taulukon 18 tulosten perusteella kaikilla mallin muuttujilla ei ollut tilastollista merkitystä maksukyvyttömyyden selittämisessä. Tulosten perusteella tilastollisesti merkitseviä muuttujia olivat omistus ja yhtiörakenne, avainhenkilöt ja organisaatio, kannattavuus, rahoituksen riittävyys sekä rahoitusrakenne. Toimialalla, tuotteilla ja asiakkaila ei ollut tilastollista merkitystä, mutta muuttujan odds-ratio oli 1,026, mikä tarkoittaa sitä, että pistemäärän kasvu lisäisi hieman maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä suhteessa maksukykyisenä säilymiseen. Tulokset ovat yhteneväisiä luvun 5.1 kanssa, jossa kuvattiin muuttujille annettujen pisteytysten frekvenssijakauman muutos. Toimialan, tuotteiden ja asiakkaiden osalta esimerkiksi vuonna 2014 peräti 75 %:lle yrityksistä oli annettu keskimääräinen riskiarvio tai sitä parempi (3–5 pistemääränä), kun taas kannattavuuden osalta vain 45 % arvioitiin olevan keskimääräisellä tasolla tai sitä parempi. Tulosten perusteella voidaan muodostaa maksukyvyttömyyttä ennustava logistinen regressiomalli:

$$\begin{aligned} \text{Logit}(F_{md1}) = & 0,222 - 0,053 \times \text{Omistus ja yhtiörakenne} \times w_1 - 0,061 \\ & \times \text{Avainhenkilöt ja organisaatio} \times w_2 + 0,026 \\ & \times \text{Toimiala, tuotteet ja asiakkaat} \times w_3 + 0,000 \\ & \times \text{Markkinointi ja kilpailukyky} \times w_4 - 0,038 \times \text{toimintapuitteet} \\ & \times w_5 - 0,123 \times \text{Kannattavuus} \times w_6 - 0,312 \\ & \times \text{Rahoituksen riittävyys} \times w_7 - 0,163 \times \text{Rahoitusrakenne} \times w_8 \end{aligned}$$

Tulosten perusteella näyttäisi siltä, että mallin kvantitatiivisilla muuttujilla on kvalitatiivisia muuttujia suurempi merkitys maksukyvyttömyyden ennustamisessa, sillä niiden kertoimet ovat kvalitatiivisia muuttujia suurempia. Muuttujien merkitystä on testattu myös rakentamalla malli pelkästään taulukon 18 tilastollisesti merkitseivistä muuttujista. Muuttujien odds-ratioissa ja tilastollisessa merkitsevyyksissä ei tapahdu tämän myötä merkittäviä muutoksia, eikä malli myöskään pysty ennustamaan maksukyvyttömiä yrityksiä. Tuloksia ole tämän vuoksi raportoitu logistista regressiomallia lukuun ottamatta. Tilastollisesti merkitseivistä muuttujista koostettu logistinen regressiomalli saisi seuraavat kertoimet:

$$\begin{aligned} \text{Logit}(F_{md1}) = & 0,223 - 0,056 \times \text{Omistus ja yhtiörakenne} \times w_1 - 0,065 \\ & \times \text{Avainhenkilöt ja organisaatio} \times w_2 - 0,123 \times \text{Kannattavuus} \\ & \times w_6 - 0,315 \times \text{Rahoituksen riittävyys} \times w_7 - 0,165 \\ & \times \text{Rahoitusrakenne} \times w_8 \end{aligned}$$

Taulukko 19 esittää tulokset muuttujien välisen korrelaation osalta. Korrelaatiomatriisin perusteella näyttäisi siltä, että useimpien muuttujien välillä ei vallitse merkittävää korrelaatiota. Toimialan, tuotteiden ja asiakkaiden sekä markkinointi ja kilpailukyvyn

välillä vallitsee kuitenkin kohtuullinen korrelaatio (0,460). Lisäksi kannattavuuden ja rahoituksen riittävyyden välillä vallitsee kohtuullinen korrelaatio (0,366). Tutkimuksessa kohtuulliseksi korrelaatioksi on katsottu 0,3–0,5 välillä oleva korrelaatio.

Taulukko 19 Logistisen regressiomallin muuttujien korrelaatiomatriisi

	Omistus ja yhtiö rakenne × w1	Avainhenkilöt ja organisaatio × w2	Toimiala, tuotteet ja asiakkaat × w3	Markkinointi ja kilpailukyky × w4	Toimintapuitteet × w5	Kannattavuus × w6	Rahoituksen riittävyys × w7	Rahoitusrakenne × w8
Omistus ja yhtiö rakenne × w1	1,000	-0,221	-0,135	-0,064	-0,186	0,012	0,007	-0,051
Avainhenkilöt ja organisaatio × w2	-0,221	1,000	-0,080	-0,143	-0,269	-0,012	-0,073	-0,072
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat × w3	-0,135	-0,080	1,000	-0,460	-0,137	-0,027	0,002	-0,011
Markkinointi ja kilpailukyky × w4	-0,064	-0,143	-0,460	1,000	-0,293	-0,061	-0,058	-0,025
Toimintapuitteet × w5	-0,186	-0,269	-0,137	-0,293	1,000	-0,034	-0,052	-0,058
Kannattavuus × w6	0,012	-0,012	-0,027	-0,061	-0,034	1,000	-0,366	-0,294
Rahoituksen riittävyys × w7	0,007	-0,073	0,002	-0,058	-0,052	-0,366	1,000	-0,211
Rahoitusrakenne × w8	-0,051	-0,072	-0,011	-0,025	-0,058	-0,294	-0,211	1,000

Mallin toimivuutta on testattu lisäksi poistamalla mallista muuttujien riskipainot, jolloin selittävinä muuttujina ovat olleet pelkästään pistearviot Finnveran riskiluokitusmallin muuttujista. Muuttujien painotusten poistaminen ei tuo muutoksia tuloksiin mallin ennustekyvyn osalta, sillä malli luokittelee edelleen kaikki yritykset maksukykyisiksi. Tämän vuoksi tuloksista on raportoitu ainoastaan logistinen regressiomalli muuttujien merkitsevyydestä sekä korrelaatiomatriisi, jotka on esitelty taulukoissa 20 ja 21. Riskipainojen poistaminen vähentää laadullisten muuttujien merkitystä mallissa, sillä vain avainhenkilöt ja organisaatio säilyy tilastollisesti merkitseväenä laadullisena muuttujana. Myös muuttujien odds-ratioissa tapahtuu muutoksia ja tilastollisesti merkitsevien muuttujien merkitys kasvaa, sillä niiden kertoimet ( $\text{Exp}(\beta)$ ) eroavat aikaisempaa selvemmin yhdestä.

Taulukko 20 Logistisen regressiomallin muuttujien merkitsevyys ilman riskipainotuksia

	$\beta$	<i>S.E.</i>	<i>Wald</i>	<i>Sig.</i>	<i>Exp (<math>\beta</math>)</i>
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,063	0,053	1,385	0,239	0,939
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,285	0,054	27,932	0,000	0,752
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	0,047	0,053	0,769	0,381	1,048
Markkinointi ja kilpailukyky	0,006	0,056	0,013	0,909	1,006
Toimintapuitteet	-0,071	0,051	1,932	0,165	0,932
Kannattavuus	-0,480	0,049	97,578	0,000	0,619
Rahoituksen riittävyys	-0,328	0,042	60,087	0,000	0,720
Rahoitusrakenne	-0,489	0,049	101,765	0,000	0,613
vakio	0,207	0,118	3,107	0,078	1,230

Taulukko 21 Korrelaatiomatriisi muuttujista ilman riskipainotuksia

	Omistus ja yhtiö rakenne	Avainhenkilöt ja organisaatio	Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	Markkinointi ja kilpailukyky	Toimintapuitteet	Kannattavuus	Rahoituksen riittävyys	Rahoitusrakenne
Omistus ja yhtiö rakenne	1,000	-0,521	-0,122	-0,044	-0,120	0,039	0,011	-0,059
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,521	1,000	-0,042	-0,120	-0,236	-0,034	-0,069	-0,039
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	-0,122	-0,042	1,000	-0,465	-0,145	-0,028	0,001	-0,010
Markkinointi ja kilpailukyky	-0,044	-0,120	-0,465	1,000	-0,287	-0,059	-0,056	-0,026
Toimintapuitteet	-0,120	-0,236	-0,145	-0,287	1,000	-0,036	-0,044	-0,059
Kannattavuus	0,039	-0,034	-0,028	-0,059	-0,036	1,000	-0,379	-0,288
Rahoituksen riittävyys	0,011	-0,069	0,001	-0,056	-0,044	-0,379	1,000	-0,217
Rahoitusrakenne	-0,059	-0,039	-0,010	-0,026	-0,059	-0,288	-0,217	1,000

### 6.4.2 Taustatestejä mallin tulosten luotettavuudelle

Alaluvussa 6.4.1 saavutettuja tuloksia on testattu uudelleen muokkaamalla mallin sisältämää tutkimusaineistoa. Mallin kykyä selittää maksukyvyttömäksi ajautuvia yrityksiä on testattu sisällyttämällä malliin pelkästään B3-luokan yritykset. B3-luokan yritysten joukossa maksukyvyttömien yritysten osuus on selvästi suurempi kuin koko mallin, ja tämän avulla voidaan tarkastella sitä, johtuuko mallin kyvyttömyys ennustaa maksukyvyttömyyttä siitä, että malli kärsii ns. harvinaisten tapahtumien ennustamisen ongelmas-  
ta. Taulukko 22 esittää tulokset.

Taulukko 22 Logistisen regressiomallin ennustekyvyn tarkastelu, kun aineistona on vain B3-luokan yritykset

Tämä taulukko esittää mallin erottelukyvyn logistisena regressiomallina vuoden aikajänteellä kun aineistona on vain B3-luokan yritykset ja selitettävänä muuttujana on maksukyvyttömyys (1: ajautuu maksukyvyttömäksi, 0: säilyy maksukykyisenä). Lisäksi taulukko esittää mallin selityssasteet sekä tulokset Omnibus testin osalta.

Mallin ennuste maksukyvyttömyydestä		0	1	Ennustettu oikein luokasta
Toteuma (Fmd)	0	8 594	0	100,0 %
	1	1 039	0	0,0 %
Oikein ennustetut havainnot yhteensä				89,2 %

Mallin selityssaste	-2 log likelihood	Cox ja Snell R2	Nagelkerke R2
	6302	0,029	0,059

Omnibus testi	Khiin neliötesti	df	Sig.
	287	7	0,000
Step	287	7	0,000
Block	287	7	0,000
Block	287	7	0,000

Taulukko 22 osoittaa, että B3-luokan yritysten kokonaismäärä on 8 594, joista 1 039 on ajautunut maksukyvyttömäksi. Maksukyvyttömien yritysten selvästi korkeampi osuus ei muuta tuloksia mallin ennustekyvyn osalta, ja malli ennustaa edelleen kaikkien yritysten säilyvän maksukykyisenä.

Mallin ennustekykyä mielenkiintoisempia ovat tulokset muuttujien merkitsevyyden osalta. Sisällyttämällä vain B3-luokka aineistoon muuttuu markkinointi ja kilpailukyky sekä toimintapuitteet aikaisemmasta poiketen tilastollisesti merkitseviksi muuttujiksi. Toimiala, tuotteet sekä asiakkaat säilyvät tilastollisesti merkitsemättömänä muuttuja ja kvantitatiivisten muuttujien odds-ratiot ovat edelleen kvalitatiivisten muuttujien vastavia suurempia, mikä viittaa siihen, että niillä on edelleen selvästi suurempi merkitys maksukyvyttömyyden ennustamisessa.



Taulukko 23 Tulokset muuttujien merkitsevyydestä, kun aineistona on B3-luokka

	$\beta$	<i>S.E.</i>	<i>Wald</i>	<i>Sig.</i>	<i>Exp (<math>\beta</math>)</i>
Omistus ja yhtiö rakenne × w1	-0,107	0,023	21,208	0,000	0,899
Avainhenkilöt ja organisaatio × w2	-0,096	0,014	48,784	0,000	0,908
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat × w3	-0,050	0,030	2,743	0,098	0,951
Markkinointi ja kilpailukyky × w4	-0,065	0,031	4,478	0,034	0,937
Toimintapuitteet × w5	-0,105	0,028	13,762	0,000	0,900
Kannattavuus × w6	-0,070	0,018	15,437	0,000	0,933
Rahoituksen riittävyys × w7	-0,255	0,050	26,455	0,000	0,775
Rahoitusrakenne × w8	-0,115	0,021	28,590	0,000	0,891
<b>vakio</b>	<b>1,862</b>	<b>0,233</b>	<b>63,955</b>	<b>0,000</b>	<b>6,437</b>

Muuttujien välisen korrelaation osalta tulokset muuttuvat siten, että kannattavuuden ja rahoituksen välinen korrelaatio laskee hyvin alhaiseksi. Käyttämällä kohtuullisen korrelaation alarajana lukua 0,3, säilyy vain toimialan, tuotteiden ja asiakkaiden sekä markkinointi ja kilpailukyyn välillä kohtuullinen korrelaatio. Korrelaatiomatriisin tulokset on raportoitu taulukossa 24.

Taulukko 24 Korrelaatiomatriisi, kun aineistona on B3-luokka

	Omistus ja yhtiö rakenne × w1	Avainhenkilöt ja organisaatio × w2	Toimiala, tuotteet ja asiakkaat × w3	Markkinointi ja kilpailukyky × w4	Toimintapuitteet × w5	Kannattavuus × w6	Rahoituksen riittävyys × w7	Rahoitusrakenne × w8
Omistus ja yhtiö rakenne w*1	1,000	-0,230	-0,110	-0,016	-0,133	0,036	0,028	-0,011
Avainhenkilöt ja organisaatio *w2	-0,230	1,000	0,003	-0,074	-0,202	0,080	-0,040	-0,012
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat *w3	-0,110	0,003	1,000	-0,429	-0,088	0,013	0,018	0,007
Markkinointi ja kilpailukyky *w4	-0,016	-0,074	-0,429	1,000	-0,252	-0,049	-0,061	0,011
Toimintapuitteet *w5	-0,133	-0,202	-0,088	-0,252	1,000	0,029	-0,040	-0,050
Kannattavuus *w6	0,036	0,080	0,013	-0,049	0,029	1,000	-0,200	-0,140
Rahoituksen riittävyys *w7	0,028	-0,040	0,018	-0,061	-0,040	-0,200	1,000	-0,121
Rahoitusrakenne *w8	-0,011	-0,012	0,007	0,011	-0,050	-0,140	-0,121	1,000

Mallin toimivuutta on testattu myös erottelemalla koko aineisto vuosittaisiin ryhmiin. Mallin vuotuisia ennustekykyjä ei ole raportoitu, sillä kuten aikaisemmista tuloksista saattaa olettaa, niissä ei tapahdu muutoksia jakamalla aineisto vuotuisiin osiin. Sen sijaan muuttujien merkitsevyydessä tapahtuu kohtalaisen suuria muutoksia jakamalla aineisto vuotuisiin osiin. Tulokset on esitetty taulukossa 25, joka jatkuu seuraaville sivuille. Tulokset osoittavat, että laadullisten muuttujien tilastollinen merkitsevyys laskee, kun aineisto jaotellaan vuosittain. Kvantitatiiviset muuttujat pysyvät sen sijaan muuttamatta poikkeusta lukuun ottamatta tilastollisesti merkitsevinä myös vuositason aineistoilla tarkasteltuna. Laadullisista muuttujista muutamien ovat tilastollisesti merkitseviä 0,05 luottamustasolla, mutta merkitsevät muuttujat vaihtelevat vuositasolla. Kokonaisuutena avainhenkilöt ja organisaatio näyttäisi kuitenkin vuositasolla tarkasteltuna olevan merkittävin laadullinen muuttuja, sillä se on tilastollisesti merkitsevä 0,05 luottamustasolla viitenä yhdestätoista tutkimusvuodesta.

Taulukko 25 Logistisen regressiomallin muuttujien merkitsevyys, kun aineisto on eroteltu vuosittain

2004	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,172	0,231	0,557	0,455	0,842
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,404	0,247	2,668	0,102	0,668
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	-0,185	0,234	0,623	0,430	0,831
Markkinointi ja kilpailukyky	-0,332	0,249	1,774	0,183	0,718
Toimintapuitteet	-0,094	0,221	0,180	0,671	0,911
Kannattavuus	0,083	0,223	0,140	0,709	1,087
Rahoituksen riittävyys	-0,905	0,242	13,969	0,000	0,404
Rahoitusrakenne	-0,446	0,216	4,259	0,039	0,640
vakio	2,456	0,728	11,386	0,001	11,654
2005	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	0,029	0,193	0,023	0,881	1,029
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,364	0,208	3,055	0,080	0,695
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	-0,003	0,206	0,000	0,988	0,997
Markkinointi ja kilpailukyky	-0,239	0,213	1,257	0,262	0,788
Toimintapuitteet	0,005	0,177	0,001	0,980	1,005
Kannattavuus	-0,544	0,200	7,428	0,006	0,580
Rahoituksen riittävyys	-0,359	0,183	3,844	0,050	0,698
Rahoitusrakenne	-0,352	0,179	3,880	0,049	0,703
vakio	0,620	0,511	1,473	0,225	1,859



2006	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,038	0,196	0,038	0,845	0,963
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,306	0,202	2,291	0,130	0,736
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	-0,039	0,207	0,036	0,850	0,962
Markkinointi ja kilpailukyky	-0,036	0,212	0,028	0,867	0,965
Toimintapuitteet	-0,275	0,185	2,217	0,136	0,759
Kannattavuus	-0,230	0,177	1,685	0,194	0,794
Rahoituksen riittävyys	-0,236	0,163	2,102	0,147	0,790
Rahoitusrakenne	-0,676	0,188	12,886	0,000	0,509
vakio	0,774	0,456	2,877	0,090	2,168
2007	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,047	0,165	0,082	0,774	0,954
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,440	0,166	7,011	0,008	0,644
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	0,175	0,170	1,061	0,303	1,192
Markkinointi ja kilpailukyky	0,130	0,173	0,561	0,454	1,138
Toimintapuitteet	-0,324	0,153	4,504	0,034	0,723
Kannattavuus	-0,398	0,142	7,888	0,005	0,672
Rahoituksen riittävyys	-0,315	0,130	5,832	0,016	0,730
Rahoitusrakenne	-0,444	0,148	8,984	0,003	0,641
vakio	0,689	0,399	2,979	0,084	1,991
2008	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,041	0,151	0,074	0,785	0,960
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,370	0,157	5,580	0,018	0,691
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	0,249	0,157	2,513	0,113	1,283
Markkinointi ja kilpailukyky	-0,469	0,173	7,351	0,007	0,626
Toimintapuitteet	0,300	0,149	4,038	0,044	1,350
Kannattavuus	-0,645	0,145	19,937	0,000	0,525
Rahoituksen riittävyys	-0,362	0,129	7,930	0,005	0,696
Rahoitusrakenne	-0,270	0,142	3,628	0,057	0,764
vakio	0,404	0,384	1,104	0,293	1,497
2009	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	0,162	0,157	1,062	0,303	1,176
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,374	0,167	5,010	0,025	0,688
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	-0,020	0,157	0,016	0,899	0,980
Markkinointi ja kilpailukyky	-0,077	0,173	0,196	0,658	0,926
Toimintapuitteet	-0,030	0,168	0,033	0,857	0,970
Kannattavuus	-0,405	0,143	8,033	0,005	0,667
Rahoituksen riittävyys	-0,224	0,124	3,257	0,071	0,799
Rahoitusrakenne	-0,607	0,152	15,909	0,000	0,545
vakio	0,128	0,350	0,134	0,714	1,137

2010	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	0,127	0,156	0,661	0,416	1,136
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,321	0,163	3,890	0,049	0,726
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	-0,207	0,161	1,667	0,197	0,813
Markkinointi ja kilpailukyky	0,240	0,165	2,106	0,147	1,271
Toimintapuitteet	-0,131	0,157	0,693	0,405	0,877
Kannattavuus	-0,609	0,155	15,357	0,000	0,544
Rahoituksen riittävyys	-0,412	0,132	9,808	0,002	0,662
Rahoitusrakenne	-0,637	0,150	18,035	0,000	0,529
vakio	0,621	0,355	3,064	0,080	1,861
2011	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,413	0,166	6,220	0,013	0,661
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,170	0,155	1,210	0,271	0,844
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	0,268	0,158	2,880	0,090	1,308
Markkinointi ja kilpailukyky	0,057	0,169	0,113	0,737	1,059
Toimintapuitteet	-0,285	0,164	3,020	0,082	0,752
Kannattavuus	-0,730	0,166	19,310	0,000	0,482
Rahoituksen riittävyys	-0,258	0,126	4,186	0,041	0,773
Rahoitusrakenne	-0,632	0,160	15,572	0,000	0,532
vakio	1,142	0,344	11,014	0,001	3,133
2012	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,264	0,158	2,792	0,095	0,768
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,433	0,156	7,721	0,005	0,649
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	0,110	0,155	0,500	0,480	1,116
Markkinointi ja kilpailukyky	0,220	0,159	1,913	0,167	1,247
Toimintapuitteet	-0,026	0,160	0,026	0,871	0,974
Kannattavuus	-0,527	0,134	15,481	0,000	0,590
Rahoituksen riittävyys	-0,207	0,113	3,383	0,066	0,813
Rahoitusrakenne	-0,462	0,133	12,069	0,001	0,630
vakio	0,213	0,341	0,392	0,531	1,238
2013	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,148	0,178	0,698	0,403	0,862
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,062	0,176	0,126	0,722	0,939
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	-0,391	0,173	5,120	0,024	0,676
Markkinointi ja kilpailukyky	0,288	0,184	2,450	0,118	1,334
Toimintapuitteet	0,011	0,177	0,004	0,951	1,011
Kannattavuus	-0,621	0,161	14,883	0,000	0,537
Rahoituksen riittävyys	-0,345	0,129	7,177	0,007	0,708
Rahoitusrakenne	-0,464	0,154	9,050	0,003	0,629
vakio	0,047	0,351	0,018	0,895	1,048
2014	$\beta$	S.E.	Wald	Sig.	Exp ( $\beta$ )
Omistus ja yhtiö rakenne	0,422	0,333	1,607	0,205	1,525
Avainhenkilöt ja organisaatio	0,598	0,342	3,054	0,081	1,819
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	-0,268	0,340	0,620	0,431	0,765
Markkinointi ja kilpailukyky	-0,023	0,353	0,004	0,948	0,977
Toimintapuitteet	-0,998	0,343	8,453	0,004	0,369
Kannattavuus	0,061	0,253	0,059	0,808	1,063
Rahoituksen riittävyys	-0,169	0,215	0,620	0,431	0,844
Rahoitusrakenne	-0,267	0,247	1,169	0,280	0,766
vakio	-3,308	0,756	19,138	0,000	0,037

Mallin muuttujien merkitsevyyttä on tarkasteltu myös muodostamalla taaksepäin askeltava logistinen regressiomalli riskimuuttujista niiden riskipainon kanssa sekä ilman niitä. Askeltavan logistisen regressiomallin avulla on ollut tarkoitus muodostaa malli, joka tuottaa mahdollisimman korkean selitysasteen pienimmällä mahdollisella muuttujamäärällä. Malli ei kuitenkaan pysty ennustamaan maksukyvyttömyyttä, ja näin ollen myös askeltava malli tarkistelee vain sitä, mikä on pienin muuttujamäärä, jolla kaikki maksukykyisenä säilyvät yritykset pystyttäisiin ennustamaan. Tulokset riskipainojen kanssa on esitelty taulukoissa 26 ja 27 ja ilman riskipainoja taulukoissa 28 ja 29. Tulosten perusteella on havaittavissa, että mallin korkeimpaan mahdolliseen selitysasteeseen, jossa malli ennustaa 96,81 % havainnoista oikein, on mahdollista päästä useilla muuttujien yhdistelmillä, jotka johtavat 16,3 % selitysasteeseen Nagelkerken R2:lla mitattuna. Taaksepäin askeltavan logistisen regressiomallin tulokset tukevat aikaisempia havaintoja siitä, että kvantitatiivisilla muuttujilla on kvalitatiivisia muuttujia selvästi suurempi merkitys mallin ennustuskäytössä. Vähäisimpään muuttujamäärään päästiin mallissa neljä, joka sisälsi kvantitatiivisten muuttujien lisäksi omistus- ja yhtiörakenteen sekä avainhenkilöt ja organisaation. Kyseiset muuttujat olivat myös aikaisempien testien perusteella merkitsevimmät laadulliset muuttujat.

Taulukko 26 Taaksepäin askeltavan logistisen regressiomallin ennustekyvyn tarkastelu

Tämä taulukko raportoi taaksepäin askeltavien mallien erottelukykyyn sekä selitysasteen neljän mallin osalta. Aineistona on koko tutkimuksen aineisto ja muuttujina riskimuuttujat painotettuna niiden riskipainoilla.

Mallin ennuste maksukyvyttömyydestä					Mallien selitysasteet		
Malli 1	0	1	Yhteensä		-2 log likelihood	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 854	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä			96,8 %				
Malli 2	0	1	Yhteensä		-2 log likelihood	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 854	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä			96,8 %				
Malli 3	0	1	Yhteensä		-2 log likelihood	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 854	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä			96,8 %				
Malli 4	0	1	Yhteensä		-2 log likelihood	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 854	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä			96,8 %				



Taulukko 27 Muuttujien merkitsevyys taaksepäin askeltavassa logistisessa regressiomallissa

<b>Malli 1</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Omistus ja yhtiö rakenne $\times$ w1	-0,053	0,019	7,787	0,005	0,949
Avainhenkilöt ja organisaatio $\times$ w2	-0,061	0,011	29,880	0,000	0,941
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat $\times$ w3	0,026	0,026	0,937	0,333	1,026
Markkinointi ja kilpailukyky $\times$ w4	0,000	0,028	0,000	0,997	1,000
Toimintapuitteet $\times$ w5	-0,038	0,025	2,239	0,135	0,963
Kannattavuus $\times$ w6	-0,123	0,012	104,135	0,000	0,884
Rahoituksen riittävyys $\times$ w7	-0,312	0,041	57,337	0,000	0,732
Rahoitusrakenne $\times$ w8	-0,163	0,016	102,698	0,000	0,849
vakio	0,222	0,117	3,624	0,057	1,249
<b>Malli 2</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Omistus ja yhtiö rakenne $\times$ w1	-0,053	0,019	7,818	0,005	0,949
Avainhenkilöt ja organisaatio $\times$ w2	-0,061	0,011	30,501	0,000	0,941
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat $\times$ w3	0,026	0,023	1,191	0,275	1,026
Toimintapuitteet $\times$ w5	-0,038	0,024	2,445	0,118	0,963
Kannattavuus $\times$ w6	-0,123	0,012	104,518	0,000	0,884
Rahoituksen riittävyys $\times$ w7	-0,312	0,041	57,526	0,000	0,732
Rahoitusrakenne $\times$ w8	-0,163	0,016	102,760	0,000	0,849
vakio	0,222	0,116	3,659	0,056	1,249
<b>Malli 3</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Omistus ja yhtiö rakenne $\times$ w1	-0,049	0,018	7,003	0,008	0,952
Avainhenkilöt ja organisaatio $\times$ w2	-0,059	0,011	29,376	0,000	0,943
Toimintapuitteet $\times$ w5	-0,029	0,023	1,643	0,200	0,971
Kannattavuus $\times$ w6	-0,122	0,012	103,370	0,000	0,885
Rahoituksen riittävyys $\times$ w7	-0,311	0,041	57,061	0,000	0,733
Rahoitusrakenne $\times$ w8	-0,163	0,016	102,213	0,000	0,850
vakio	0,261	0,110	5,594	0,018	1,298
<b>Malli 4</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Omistus ja yhtiö rakenne $\times$ w1	-0,056	0,018	10,045	0,002	0,946
Avainhenkilöt ja organisaatio $\times$ w2	-0,065	0,010	42,404	0,000	0,937
Kannattavuus $\times$ w6	-0,123	0,012	106,184	0,000	0,884
Rahoituksen riittävyys $\times$ w7	-0,315	0,041	59,174	0,000	0,730
Rahoitusrakenne $\times$ w8	-0,165	0,016	105,087	0,000	0,848
vakio	0,223	0,107	4,370	0,037	1,250

Taulukot 27 ja 28 esittävät tulokset taaksepäin askeltavan regressiomallin tuloksista ilman muuttujien riskipainotusten huomioimista. Mallin selitysasteessa ja ennusteky-

vyssä ei ole havaittavissa merkittävää erotusta verrattuna muuttujien riskipainot sisältävän mallin tuloksiin. Omistuksen ja yhtiörakenteen merkitys tilastollisesti merkitsevä muuttujana kuitenkin poistuu ja vain avainhenkilöt sekä organisaatio säilyvät tilastollisesti merkitsevän laadullisena muuttujana.

Taulukko 28 Taaksepäin askeltavan logistisen regressiomallin ennustekyvyn tarkastelu ilman muuttujien riskipainoja

Tämä taulukko raportoi taaksepäin askeltavien mallien erottelukykyyn sekä selityssasteen viiden mallin osalta. Aineistona on koko tutkimuksen aineisto ja muuttujina riskimuuttujat ilman niiden riskipainoja.

Mallin ennuste maksukyvyttömyydestä					Mallien selityssasteet		
					-2 log likelihood	Cox & Snell R2	Nagelkerke R2
<b>Malli 1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>Yhteensä</b>				
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 847	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä				96,8 %			
<b>Malli 2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>Yhteensä</b>				
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 847	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä				96,8 %			
<b>Malli 3</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>Yhteensä</b>				
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 847	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä				96,8 %			
<b>Malli 4</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>Yhteensä</b>				
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 847	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä				96,8 %			
<b>Malli 5</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>Yhteensä</b>				
Toteuma (Fmd)	0	39 654	0	100 %			
	1	1 301	0	0,0 %	9 847	0,040	0,163
Oikein ennustetut havainnot yhteensä				96,8 %			

Taulukko 29 Muuttujien merkitsevyys taaksepäin askeltavassa logistisessa regressio-mallissa ilman riskipainotuksia

<b>Malli 1</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,063	0,053	1,385	0,239	0,939
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,285	0,054	27,932	0,000	0,752
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	0,047	0,053	0,769	0,381	1,048
Markkinointi ja kilpailukyky	0,006	0,056	0,013	0,909	1,006
Toimintapuitteet	-0,071	0,051	1,932	0,165	0,932
Kannattavuus	-0,480	0,049	97,578	0,000	0,619
Rahoituksen riittävyys	-0,328	0,042	60,087	0,000	0,720
Rahoitusrakenne	-0,489	0,049	101,765	0,000	0,613
vakio	0,207	0,118	3,107	0,078	1,230
<b>Malli 2</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,062	0,053	1,375	0,241	0,940
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,284	0,054	28,193	0,000	0,753
Toimiala, tuotteet ja asiakkaat	0,050	0,047	1,103	0,294	1,051
Toimintapuitteet	-0,069	0,049	2,007	0,157	0,933
Kannattavuus	-0,480	0,049	97,774	0,000	0,619
Rahoituksen riittävyys	-0,328	0,042	60,178	0,000	0,720
Rahoitusrakenne	-0,489	0,048	101,769	0,000	0,613
vakio	0,209	0,117	3,176	0,075	1,232
<b>Malli 3</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Omistus ja yhtiö rakenne	-0,053	0,052	1,035	0,309	0,948
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,278	0,053	27,265	0,000	0,757
Toimintapuitteet	-0,052	0,046	1,290	0,256	0,949
Kannattavuus	-0,477	0,048	96,706	0,000	0,621
Rahoituksen riittävyys	-0,327	0,042	59,698	0,000	0,721
Rahoitusrakenne	-0,488	0,048	101,247	0,000	0,614
vakio	0,245	0,111	4,834	0,028	1,278
<b>Malli 4</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,308	0,044	48,925	0,000	0,735
Toimintapuitteet	-0,062	0,045	1,894	0,169	0,940
Kannattavuus	-0,475	0,048	96,325	0,000	0,622
Rahoituksen riittävyys	-0,327	0,042	59,667	0,000	0,721
Rahoitusrakenne	-0,491	0,048	103,085	0,000	0,612
vakio	0,214	0,107	3,972	0,046	1,239
<b>Malli 5</b>	<b><math>\beta</math></b>	<b>S.E.</b>	<b>Wald</b>	<b>Sig.</b>	<b>Exp (<math>\beta</math>)</b>
Avainhenkilöt ja organisaatio	-0,342	0,037	88,001	0,000	0,710
Kannattavuus	-0,480	0,048	99,098	0,000	0,619
Rahoituksen riittävyys	-0,331	0,042	61,727	0,000	0,718
Rahoitusrakenne	-0,498	0,048	106,958	0,000	0,608
vakio	0,163	0,101	2,596	0,107	1,178

## 7 YHTEENVETO JA JOHTOPÄÄTÖKSET

Tutkimuksen tavoitteena oli selvittää pk-yritysten luokitteluun suunniteltujen riskiluokitusmallien toimivuutta sekä kvalitatiivisten muuttujien merkitystä malleissa ja maksukyvyttömyyden ennustamisessa. Pk-yritysten menestystä sekä maksukyvyttömyyttä on laajempaan aihealueena tutkittu kattavasti ja aikaisempien tutkimusten perusteella on muodostettu malleja, jotka ovat pystyneet ennustamaan pk-yritysten maksukyvyttömyyteen ajautumisen noin 80 prosentin tarkkuudella.

Pk-yritysten analysointiin keskittyneet mallit ovat kuitenkin pohjautuneet pitkälti kvantitatiivisiin tilinpäätöslukuihin ja laadullisten muuttujien merkityksen analysointi on jäänyt vähäiseksi. Toisaalta, mikäli näkökulmaa laajennetaan luottoluokitusmalleihin keskittyneiden tutkimusten ulkopuolelle, on löydettävissä lukuisia tutkimuksia, jotka ovat osoittaneet, että laadullisilla tekijöillä on merkitystä arvioitaessa pk-yritysten menestystä tai maksukyvyttömyyden riskiä. Aikaisempien tutkimusten perusteella merkittävimpiä laadullisia osa-alueita ovat johdon osaaminen ja henkilöstö, toimiala sekä omistusrakenne ja hallituksen koostumus. Osa-alueet ovat laajempia kokonaisuuksia, joihin liittyy useita pienempiä aihealueita ja lisäksi ne saattavat liittyä myös toisiinsa.

Tutkimuksessa arvioitavaksi malliksi valittiin tutkimuksen toimeksiantajana toimineen Finnvera Oyj:n sisäinen luottoluokitusmalli pk-yrityksille. Aineistona olivat Finnveran sisäiset riskiluokitukset vuosilta 2004–2014 ja lopullinen aineisto sisälsi 40 955 havaintoa. Aineistoa voi pitää kohtuullisen kattavana eikä tutkimustulosten perusteella esimerkiksi makrotaloudellisella kehityksellä ole ollut merkittävää vaikutusta tuloksiin vuositason muutosten ollessa vakaita.

Finnveran luottoluokitusmallin toimivuutta testattiin Baselin komitean (2005) antaman ohjeistuksen mukaisesti. Mallin erottelukyvyn osalta arvioitiin sekä luokitusten stabiiliutta että tarkkuutta. Tuloksia arvioitiin vuoden ja viiden vuoden aikajänteellä laajemman kokonaiskuvan saavuttamiseksi. Vuositason muutosmatriisien osalta tulokset olivat kohtuullisen vakaita ja vuositason muutokset vähäisiä. Erityisesti B1-luokasta B2-luokkaan laskeneiden ja B2-luokasta B3-luokkaan laskeneiden tai vastaavasti B3-luokasta B2-luokkaan nousseiden yritysten osuudet olivat kuitenkin kohtuullisen vakaita ja merkittäviä vuositasolla. Tämä viittaa siihen, että riskiluokitusmallia voisi olla mahdollista tarkentaa esimerkiksi B2- ja B3-luokan osalta muodostamalla alaluokkia. Myös tulokset riskiluokkien muutosten perusteella muodostetuista alaluokkien riskipisteistä viittaavat tähän, sillä molemmissa luokissa yhdellä riskiluokalla nousseiden tai laskeneiden yritysten pistemäärät ja niiden keskihajonta olivat hyvin vakaita.

Luokitusmallin tarkkuutta voidaan pitää hyvänä vuositasolla mitattuna. Vuositason tarkkuusindeksit olivat 2006–2007 vuoden luokituksia lukuun ottamatta yli 80 prosentin tasolla. Taso on vertailukelpoinen kansainvälisten luokituslaitosten saavuttamien taso-

jen kanssa (Cantor & Mann 2007) ja lisäksi yli 80 prosentin tasoa voidaan yleisesti pitää erinomaisena tarkkuustasona (Castersmans ym. 2010).

Vuositason muutosmatriisien ja tarkkuusasteiden arvioiminen voi kuitenkin peittää alleen ongelmia. Yhden vuoden aikajänteellä suoritettut testit eivät nimittäin huomioi sitä, mikä yrityksen luottoluokitus on ollut aikaisempina vuosina. Tämä voi johtaa esimerkiksi siihen, että lähes kaikki maksukyvyttömyydet syntyvät heikoimmassa riskiluokassa, mutta todellisuudessa näiden yritysten luottoluokitukset ovat voineet olla korkeampia vielä muutamia vuosia aikaisemmin. Vuositason tarkasteluun liittyvien mahdollisten ongelmien takia mallin toimivuutta tarkasteltiin myös viiden vuoden aikajänteellä. Mallin stabiilius ei laskenut merkittävästi viiden vuoden aikajänteellä tarkasteltuna ja myös mallin tarkkuusaste säilyi kohtuullisen hyvänä, selvästi yli 50 prosentin tasolla kaikkina tutkimusvuosina.

Mallin kalibrointikykyä arviointiin toteutuneiden pd-lukujen eli maksukyvyttömyyksien perusteella. Vuositasolla pd:t olivat keskittyneet heikoimpaan B3-luokkaan, jonka keskiarvo oli 10,5 %, kun B2-luokalla tämä oli 1,9 % ja B1-luokalla 0,1 %. Viiden vuoden aikajänteellä tarkasteltuna myös hyvää luottoluokitusta kuvaavassa A3-luokassa tapahtui hieman maksukyvyttömyyksiä keskiarvon ollessa 0,1 %. Toteutuneet kumulatiiviset pd:t viiden vuoden ajan jaksolta olivat kuitenkin B3-luokassa selvästi kymmenen vuoden keskiarvosta johdettua ehdollista todennäköisyyttä alhaisempia. B2-luokan osalta toteuma oli hieman ennustetta suurempi. Tulokset osoittavat, että Finnveran luokitusmallin erottelukyky on hyvä myös viiden vuoden aikajänteellä tarkasteltuna, sillä maksukyvyttömyydet keskittyvät edelleen heikoimpiin luottoluokkiin.

Erottelu- ja kalibrointikyvyn lisäksi tutkittiin mallin sisältämien riskimuuttujien merkitystä logistisen regressioanalyysin avulla. Erityisen mielenkiinnon kohteena oli mallin sisältämien laadullisten muuttujien merkitys. Riskiluokitusmallin sisältämät laadulliset muuttujat vastaavat pitkälti aikaisemmissa tutkimuksissa havaittuja laadullisia muuttujia. Laadullisilla muuttujilla on kuitenkin huomattavan suuri painotus Finnveran riskiluokitusmallissa. Mallin sisältämistä kahdeksasta riskimuuttujasta viisi on laadullisia ja niiden painoarvo mallista on yhteensä 60 prosenttia. Aikaisemmissa tutkimuksissa on saavutettu korkeita selityksasteita pelkkiin kvantitatiivisiin muuttujiin perustuvilla malleilla, mikä viittaisi siihen, että niiden merkitys olisi laadullisia muuttujia suurempi.

Aineiston luonteesta johtuen riskimuuttujista johdettu logistinen regressiomalli ei pystynyt ennustamaan maksukyvyttömyyden syntymistä. Tämä oli kuitenkin luontainen seuraus aineistosta eikä se estänyt mallin sisältämien muuttujien merkityksen arvioimista. Tilastollisten testien tulosten perusteella kvantitatiivisilla muuttujilla on Finnveran luokitusmallissa laadullisia muuttujia suurempi merkitys. Niiden odds-ratit ovat suurempia ja lisäksi ne olivat kaikissa tilastollisissa testeissä merkitseviä, kun taas laadullisista muuttujista vain osa oli merkitseviä. Merkittävimmät laadulliset muuttujat olivat omistus- ja yhtiö rakenne sekä avainhenkilöt ja organisaatio, joista jälkimmäinen oli



merkitsevämpi. Tämä tukee näiden muuttujien painotusta luokitusmallissa, jossa avainhenkilöiden ja organisaation painoarvo on kaksinkertainen verrattuna muihin laadullisiin muuttujiin.

Liiketoimintaan liittyvien laadullisten muuttujien merkitys oli tulosten perusteella pienempi. Toimialan, tuotteiden ja asiakkaiden osalta ei löydetty tilastollista merkitsevyyttä useista eri testeistä huolimatta ja lisäksi sen odds-ratio oli yli yhden, mikä viittaa siihen, että pistemäärä riskimuuttujasta nostaa maksukyvyttömyyden todennäköisyyttä suhteessa maksukykyisyyteen. Tulos oli yhteneväinen aikaisemman muuttujien pisteytysten kehityksestä tehdyn havainnon perusteella, jonka mukaan toimiala, tuotteet ja asiakkaat arvioitiin keskimääräiseksi tai sitä paremmaksi, kun vastaavasti kannattavuus arvioitiin keskimääräistä heikommaksi. Liiketoimintaan liittyvien muuttujien vähäisen selitysvoiman sekä kvantitatiivisten muuttujien vahvan selitysvoiman takia tulisi harkita, pitäisikö joidenkin laadullisten muuttujien painoarvoa mallissa laskea. Tulosten perusteella erityisesti rahoituksen riittävyyden painoarvoa pitäisi nostaa, sillä sen tilastollinen selitysvoima oli vahva, mutta sen painoarvo mallissa on vain viisi prosenttia.

Kokonaisuutena Finnveran riskiluokitusmalli näyttää toimivan hyvin ja kehittyneen vakaasti kymmenen vuoden aikajänteellä. Riskiluokitusmallin sisältämien muuttujien merkitystä ja painoarvoa voisi kuitenkin arvioida erityisesti liiketoimintaan liittyvien muuttujien osalta. Toisaalta mallin toimiessa kokonaisuutena hyvin, ei siihen välttämättä ole kannattavaa tehdä muutoksia. Vaikka tietyillä muuttujilla ei logistisen regressioanalyysin perusteella näyttäisi olevan selitysvoimaa, voivat ne kuitenkin osana mallia vaikuttaa siihen, että se toimii kokonaisuutena hyvin ja riittävän tarkasti.

Toinen mahdollinen kehityskohde on riskiluokkien tarkkuuden lisääminen rakentamalla uusia alaluokkia. Tämä voisi erityisesti B2-luokan osalta mahdollistaa nykyistä tarkemman erottelun yritysten riskiprofiileissa. Alaluokkien lisäksi tarkkuutta olisi mahdollista lisätä porrastamalla riskimuuttujien pistemääriä puolen yksikön välein nykyisen yhden yksikön sijaan, sillä huomattavan suuri osa riskimuuttujien pisteytyksistä vaikuttaa pakkautuvan samaan pistemäärään nykyisessä systeemissä, joka on rajattu välille 1–5.

Akateemisesta näkökulmasta tarkasteltuna tutkimuksen tulokset olivat yhteneväisiä aikaisempien pk-yritysten maksukyvyttömyyttä mallintaneiden tutkimusten kanssa. Tulosten perusteella laadullisilla muuttujilla on merkitystä maksukyvyttömyyden ennustamisessa, mutta niiden merkitys on selvästi kvantitatiivisia muuttujia pienempi. Laadullisten muuttujien osalta henkilöstöön, johtoon ja omistukseen liittyvillä tekijöillä näyttää olevan merkittävä vaikutus pk-yritysten kohdalla. Tutkimustuloksia arvioitaessa on huomioitava tutkimuksen aineistoon liittyneet erityispiirteet: aineistosta johtuen tutkimus ei nimittäin tuonut tarkkaa vastausta siihen, kuinka suuri laadullisten muuttujien merkitys on. Tulokset kuitenkin osoittavat, että laadullisilla muuttujilla on merkitystä maksukyvyttömyyden ennustamisessa.

## LÄHTEET

- Altman E. – Sabato G. (2005) Modeling credit risk for SMEs: Evidence from the US-market. *SSRN series*, December 2005.  
<[http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=872336](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=872336)>, haettu 20.2.2016.”
- Altman E. – Rijken H. (2006) A point-in-time perspective on trough-the-cycle ratings. *Financial Analyst Journal*, Vol. 62 (1), 54–70.
- Altman E. – Sabato G. – Wilson N. (2010) The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management. *The Journal of Credit Risk*, Vol. 6 (2), 95–127.
- Angelini P. – Clerc L. – Curdia V. – Cambacorta L. – Gerali A. – Locarno A. – Motto R. – Roeger W. – Van den Heuvel S. – Vlcek J. (2015) Basel III: Long-term impact on economic performance and fluctuations. *The Manchester School*, Vol. 83 (2), 217–251.
- Aretz K. – Pope P. F. (2013) Common factors in default risk across countries and industries. *European Financial Management*, Vol. 19 (1), 108–152.
- Barbera F. – Moores K. (2013) Firm ownership and productivity: a study of family and non-family SMEs. *Small Business Economics*, Vol. 40 (4), 953–976.
- Baselin komitea (2004) International convergence of capital measurement and capital standards. *Bank for International Settlements publications*, June 2004.  
<<http://www.bis.org/publ/bcbs107.pdf>>, haettu 20.2.2016.
- Baselin komitea (2005) Studies on the validation of internal rating systems. *Bank for International Settlements publications*, May 2005.  
<[http://www.bis.org/publ/bcbs\\_wp14.pdf](http://www.bis.org/publ/bcbs_wp14.pdf)>, haettu 20.2.2016.
- Baselin komitea (2015) Developments in credit risk management across sectors: Current practices and recommendations. *Bank for International Settlements publications*, June 2015.  
<<http://www.bis.org/bcbs/publ/joint38>>, haettu 20.2.2016.
- Baselin komitea (2016) Basel III phase-in arrangements. *Bank for International Settlements publications*, June 2015.  
< [http://www.bis.org/bcbs/basel3/basel3\\_phase\\_in\\_arrangements.pdf](http://www.bis.org/bcbs/basel3/basel3_phase_in_arrangements.pdf)>, haettu 2.10.2016.
- Berger A. – Udell G. (2006) A more complete conceptual framework for SME finance. *Journal of Banking and Finance*, Vol. 30 (11), 2945–2966.
- Berger A. – Frame S. (2007) Small business credit scoring and credit availability. *Journal of Small Business Management*, Vol. 45 (1), 5–22.

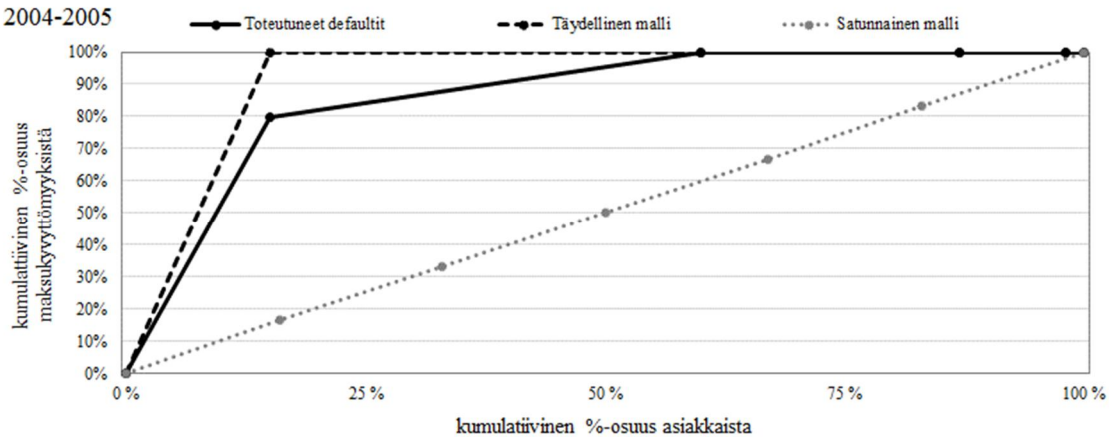
- Brunninge O. – Nordqvist M. – Wiklund J. (2007) Corporate governance and strategic change in SMEs: The effects of ownership, board composition and top management. *Small Business Economics*, Vol. 29 (3), 295–308.
- Burgstaller J. – Wagner E. (2015) How do family ownership and founder management affect capital structure decisions and adjustment of SMEs? Evidence from a bank-based economy. *The Journal of Risk Finance*, Vol. 16 (1), 73–101.
- Cantor R. – Gwilym O. – Thomas S. (2007) The use of credit ratings in investment management in the U.S. and Europe. *Journal of Fixed Income*, Vol. 17 (2), 13–26.
- Cantor R. – Mann C. (2007) Analyzing the tradeoff between rating accuracy and stability. *Journal of Fixed Income*, Vol. 16 (4), 60–68.
- Carter R. – Van Auken H. (2006) Small firm bankruptcy. *Journal of Small Business Management*, Vol. 44 (4), 493–512.
- Castermans G. – Martens D. – Van Gestel T – Hamers B. – Baesens B. (2010) An overview and framework for PD backtesting and benchmarking. *Journal of Operational Society*, Vol. 61 (3), 359–373.
- Chu W. (2009) The influence of family ownership on SME performance: evidence from public firms in Taiwan. *Small Business Management*, Vol. 33 (3), 353–373.
- Ciampi F. – Gordini N. (2009) Default prediction modeling for small enterprises: Evidence from small manufacturing firms in Northern and Central Italy. *Oxford Journal*, Vol. 8 (1), 13–29.
- Darbelley A. – Weber R. (2008) The regulatory use of credit ratings in bank capital requirement regulations. *Journal of Banking Regulation*, Vol. 10 (1), 1–16.
- Dong Y. – Men C. (2014) SME financing in emerging markets: firm characteristics, banking structure and institutions. *Emerging Markets Finance & Trade*, Vol. 50 (1), 120–149.
- Duff A. – Einig S. (2015) Debt issuer: Credit rating agency relations and the trinity of solicitude: An empirical study of the role of commitment. *Journal of Business Ethics*, Vol. 129 (3), 553–569.
- Engelmann B. – Hayden E. – Tasche D. (2003) Measuring the discriminative power of rating systems. *Deutsche Bundesbank publications*, Series 2: Banking and Financial Supervision 01/2003.  
<  
[https://www.bundesbank.de/Redaktion/EN/Downloads/Publications/Discussion\\_Paper\\_2/2003/2003\\_10\\_01\\_dkp\\_01.pdf?\\_\\_blob=publicationFile](https://www.bundesbank.de/Redaktion/EN/Downloads/Publications/Discussion_Paper_2/2003/2003_10_01_dkp_01.pdf?__blob=publicationFile)>,  
haettu 17.02.2017.

- Frost C. (2007) Debt issuer: Credit rating agencies in capital markets: A review of research evidence on selected criticism of the agencies. *Journal of Auditing, Accounting & Finance*, Vol. 22 (3), 469–492.
- Gaskill L.R. – Van Auken H.E. – Manning R.A. (1993) A factor analytic study of the perceived causes of small business failure. *Journal of Small Business Management*, Vol. 31 (4), 18–31.
- Han S. – Pagano M. – Shin Y. (2012) Rating agency reputation, the global financial crisis, and the cost of debt. *Financial Management (Wiley-Blackwell)*, Vol. 41 (4), 849–884.
- Japanin keskuspankki (2005) Advancing credit risk management through internal rating systems. *Bank of Japan publications*, August 2005.  
<[https://www.boj.or.jp/en/research/brp/ron\\_2005/data/fsk0509a.pdf](https://www.boj.or.jp/en/research/brp/ron_2005/data/fsk0509a.pdf)>, haettu 03.04.2016.
- Jokinen, Ilpo, riskienhallintapäällikkö, Finnvera Oyj. Nauhoittamaton keskustelu ja sisäinen materiaali 12.10.2016.
- Kruck A. (2013) The regulatory use of credit ratings in Germany and the US: A resource dependence view on the transfer of (quasi-)regulatory authority. *German Policy Studies*, Vol. 9 (1), 141–176.
- Kruck A. (2016) Resilient blunderers: credit rating fiascos and rating agencies' institutionalized status as private authorities. *Journal of European Public Policy*, Vol. 23 (5), 753–770.
- Lando D. – Skoberg T. (2002) Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observations. *Journal of Banking & Finance*, Vol. 26 (2–3), 423–444.
- Lappalainen N. – Niskanen M. (2009) Does board composition and ownership structure affect firm growth? Evidence from Finnish SMEs. *Research in Economics and Business: Central and Eastern Europe*, Vol. 1 (27), 66–84.
- Levine R. (2012) The governance of financial regulation: Reform lessons from the recent crisis. *International Review of Finance*, Vol. 12 (1), 39–56.
- Lin H. (2015) Default prediction model for SME's: Evidence from UK market using financial ratios. *International Journal of Business and Management*, Vol. 10 (2), 81–106.
- Livingston M. – Lei Z. (2007) Split bond ratings and information opacity premium. *Financial Management*, Vol. 39 (2), 515–532.
- Lussier R. (1995) A nonfinancial business success versus failure prediction model for young firms. *International Journal of Business and Management*, Vol. 33 (1), 8–20.

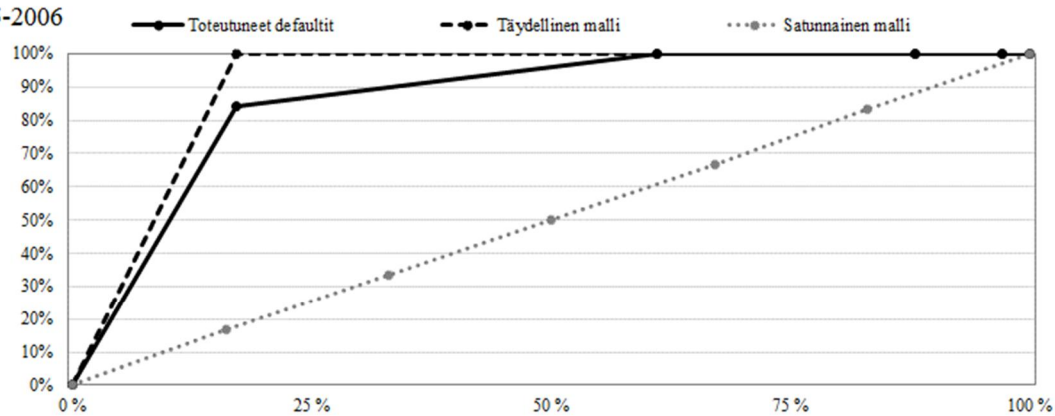
- Lussier R. – Pfeifer S. (2001) A crossnational prediction model for business success. *Journal of Small Business Management*, Vol. 39 (3), 228–239.
- Lussier R. – Halabi C. (2012) A three country comparison of the business success versus failure prediction model. *Journal of Small Business Management*, Vol. 48 (3), 360–377.
- Matthews D. (2012) Ruined in a conventional way: Responses to credit ratings' role in credit crises. *International Law and Business*, Vol. 29 (1), 245–274.
- Modina M. – Petrovito F. (2014) A default prediction model for Italian SMEs: the relevance of the capital structure. *Applied Financial Economics*, Vol. 24 (23), 1537–1554.
- Moody's Investor Services (2015) US corporate default monitor – fourth quarter 2015. Default rate to reach six-year high in 2016. *Moody's Investor Services*, 29.01.2016.
- Rhee R. (2015) Why credit rating agencies exist. *Economic Notes*, Vol. 44 (2), 161–176.
- Rikkers F. – Thibeault A. (2009) A structural form default prediction model for SMEs, evidence from the Dutch market. *Multinational Finance Journal*, Vol. 13 (3/4), 229–264.
- Schuermann T. (2004) What we know about loss given default? *SSRN Working Paper Series*, Vol. 04–01, 1–29.
- Sirirattanaphonkun W. – Pattarathammas S. (2012) Default prediction for small-medium enterprises in emerging market: Evidence from Thailand. *Seoul Journal of Business*, Vol. 18 (2), 25–54.
- Soberhart J. – Keenan S. – Stein R. (2000) Benchmarking quantitate default risk models: A validation methodology. *Moody's Investor Service*, March 2000. <http://www.rogermstein.com/wp-content/uploads/53621.pdf>, haettu 05.04.2016.
- Standard & Poor's (2011) General criteria: Principles of credit ratings. [https://www.standardandpoors.com/en\\_EU/delegate/getPDF?articleId=1498392&type=COMMENTS&subType=REGULATORY](https://www.standardandpoors.com/en_EU/delegate/getPDF?articleId=1498392&type=COMMENTS&subType=REGULATORY), haettu 20.2.2016.
- Tilastokeskus (2016) Käsitteet ja määritelmät – PK-yritys. [http://www.stat.fi/meta/kas/pk\\_yritys.html](http://www.stat.fi/meta/kas/pk_yritys.html), haettu 6.3.2016.
- Terdpaopong K. – Mihret D. (2011) Modelling SME credit risk: Thai empirical evidence. *Small Enterprise Research*, Vol. 18 (1), 63–79.
- Van Caneghem T. – Van Camphenhout G. (2012) Quantity and quality of information and SME financial structure. *Small Business Economics*, Vol. 39 (2), 341–358.

# **LIITE 1 CAP-KÄYRÄT**

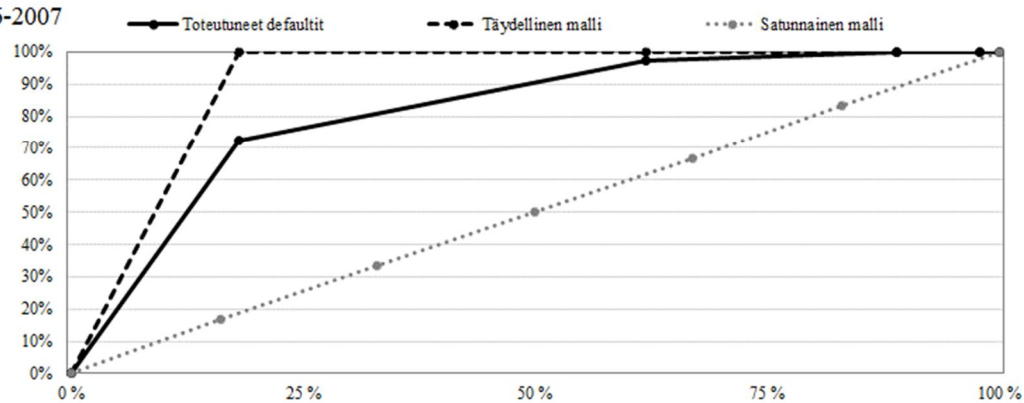
2004-2005



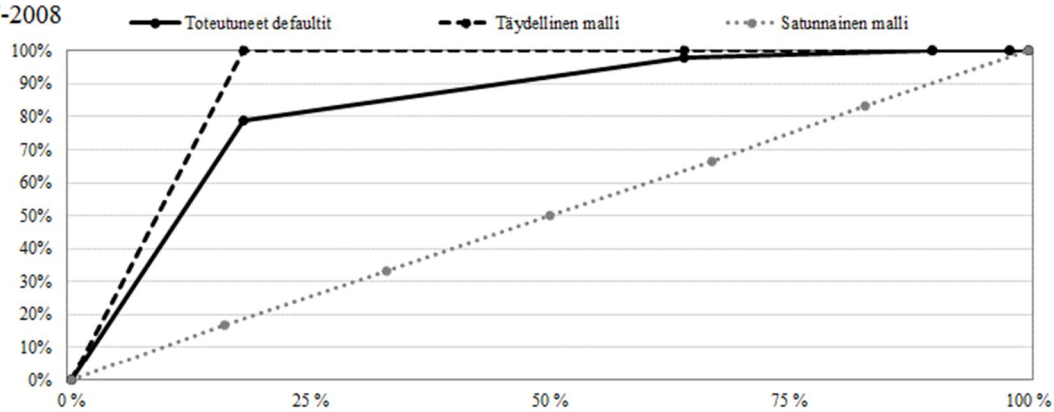
2005-2006



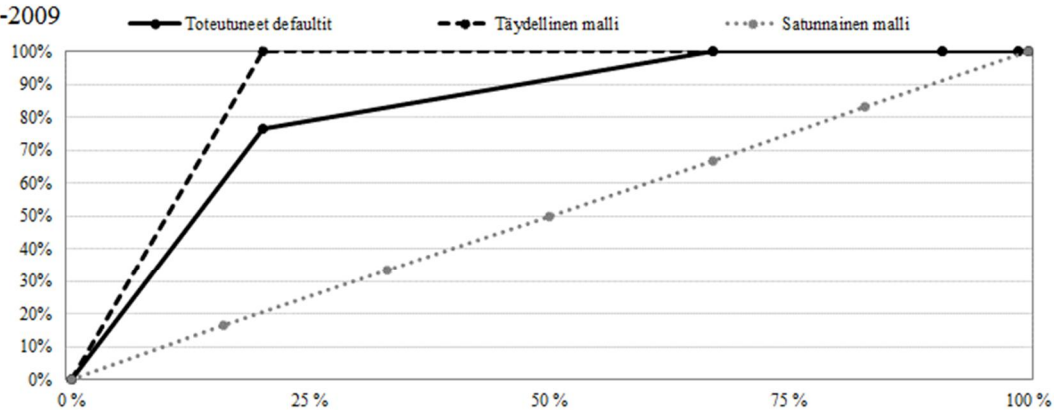
2006-2007



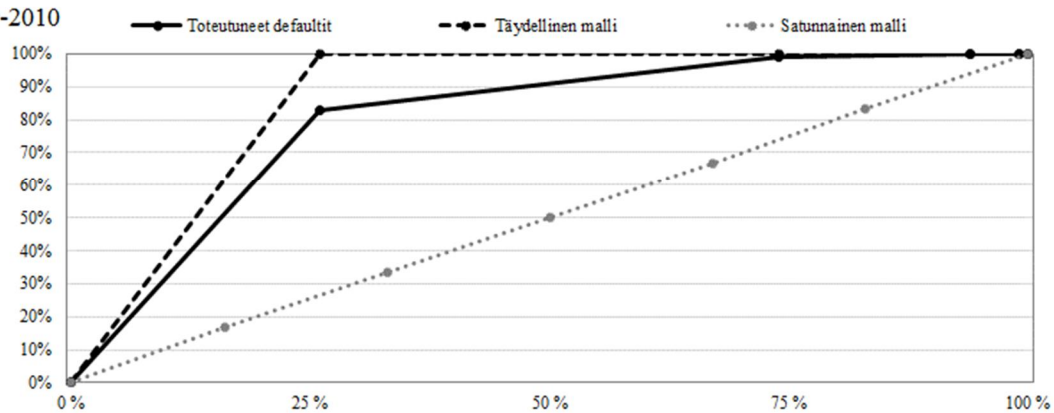
2007-2008



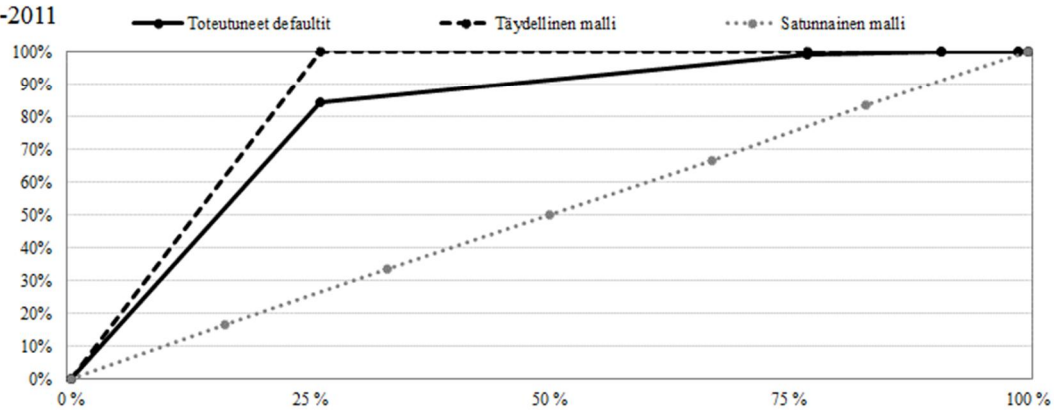
2008-2009



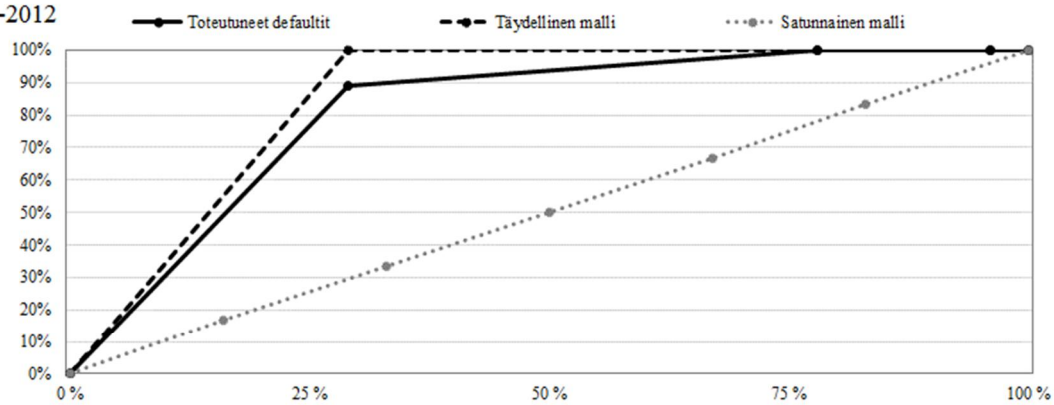
2009-2010



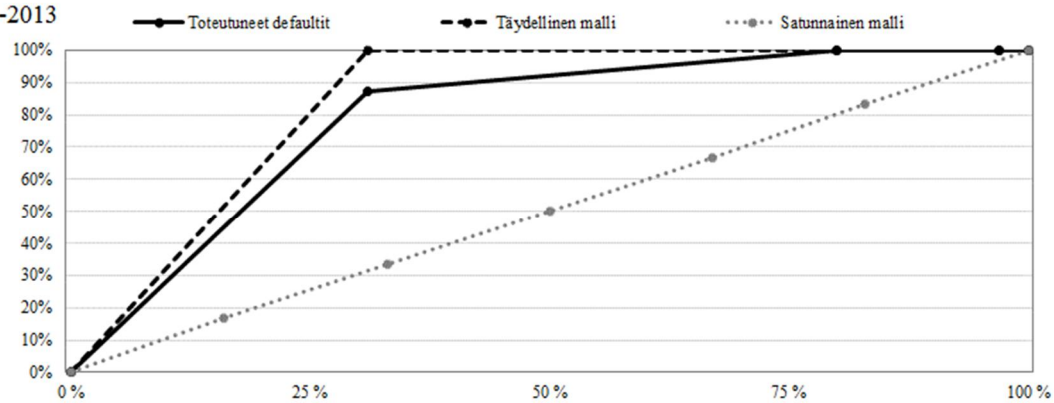
2010-2011



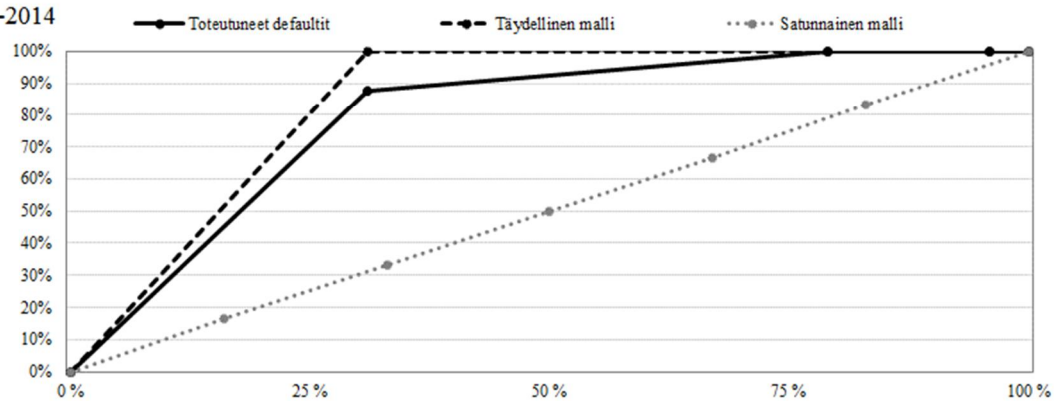
2011-2012



2012-2013

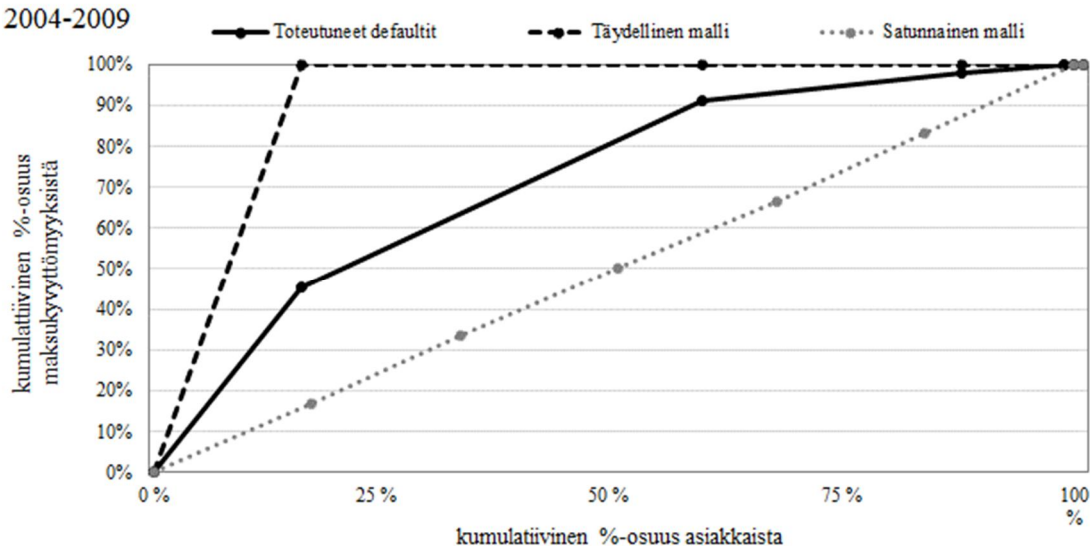


2013-2014

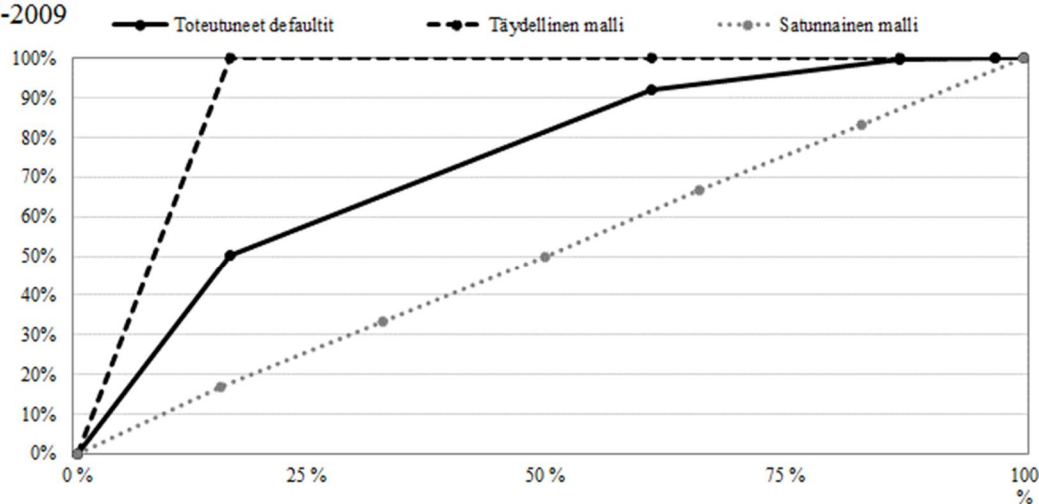




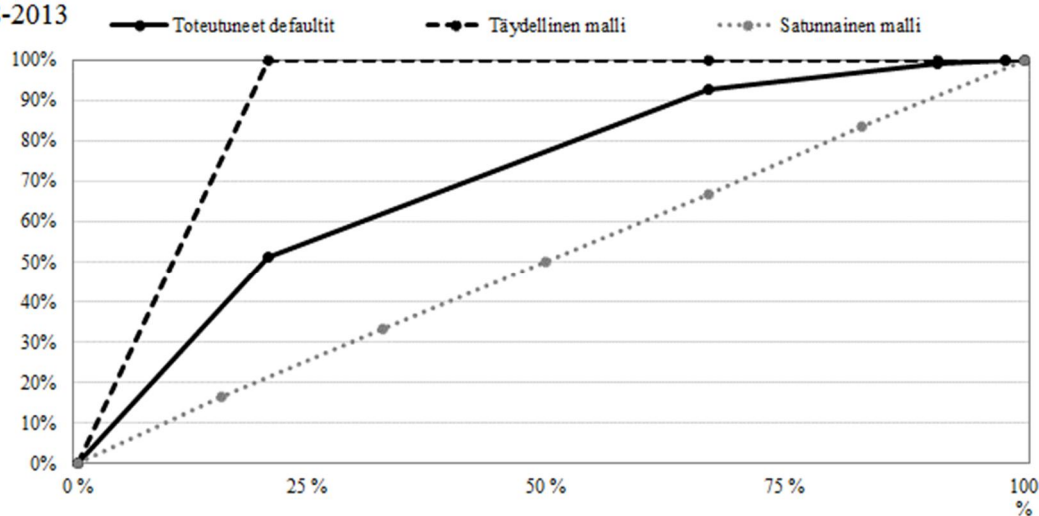
2004-2009



2005-2009



2008-2013



2009-2014

